



HAL
open science

Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne

Pascal Vrignat

► **To cite this version:**

Pascal Vrignat. Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne. Autre. Université d'Orléans, 2010. Français. NNT : 2010ORLE2029 . tel-00585380v2

HAL Id: tel-00585380

<https://theses.hal.science/tel-00585380v2>

Submitted on 12 Apr 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



UNIVERSITE D'ORLEANS



ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES ET TECHNOLOGIES

INSTITUT PRISME

THÈSE présentée par :
Pascal VRIGNAT

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'Université d'Orléans**

Discipline : AUTOMATIQUE

**Génération d'indicateurs de maintenance par
une approche semi-paramétrique et par une
approche markovienne**

Soutenue publiquement

le 14 octobre 2010

IUT de l'Indre – site de Châteauroux

2 Avenue François Mitterrand

36000 Châteauroux

THÈSE dirigée par :

Frédéric KRATZ

Professeur des Universités, ENSI de Bourges

RAPPORTEURS :

Christophe BERENGUER

Professeur des Universités, Université de Technologie de Troyes

Zineb SIMEU-ABAZI

Maître de Conférences (HDR), Polytech'Grenoble

JURY :

Benoît IUNG

Professeur des Universités, Université de Nancy 1 (président de jury)

Dimitri LEFEBVRE

Professeur des Universités, Université du Havre

Christophe BERENGUER

Professeur des Universités, Université de Technologie de Troyes

Frédéric KRATZ

Professeur des Universités, ENSI de Bourges

Gérard POISSON

Professeur des Universités, Université d'Orléans

Manuel AVILA

Maître de Conférences, Université d'Orléans

Florent DUCULTY

Maître de Conférences, Université d'Orléans

À mon épouse Frédérique pour son aide, son soutien

À mes enfants Camille et Thomas

À mes parents

À ma sœur

À Jean-Claude

À Michel

À Monsieur Martin

À Gigoro-Kano

Je dédie affectueusement ma thèse

À Fiat Panda qui m'a permis de réfléchir

pendant mes nombreux transports

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma très vive reconnaissance envers mon directeur de thèse, Frédéric KRATZ, pour m'avoir accueilli dans son équipe et m'avoir fait confiance. Merci pour les conseils et encouragements qu'il m'a accordés depuis mon stage de Master 2 Recherche jusqu'à la fin de cette thèse.

Je tiens également à adresser mes plus vifs remerciements à Monsieur Benoît IUNG, qui m'a fait l'honneur d'accepter de présider le jury.

J'exprime mes sincères remerciements à Monsieur Christophe BERENGUER et Madame Zineb SIMEU-ABAZI pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu me porter en acceptant le rôle de rapporteur dans mon jury de thèse.

Je voudrais également remercier Messieurs Dimitri LEFEBVRE et Gérard POISSON, qui m'ont également fait l'honneur de participer au jury.

J'adresse toute ma reconnaissance à Messieurs Manuel AVILA et Florent DUCULTY enseignants chercheurs à l'institut PRISME pour leurs conseils de recherche, de rédaction et de co-encadrement et Monsieur Stéphane BEGOT enseignant chercheur à l'institut PRISME pour ses remarques perspicaces. Un grand Merci pour les échanges et travaux avec Sébastien AUPETIT (enseignant chercheur / Polytech'TOURS) ainsi que Mohamed SLIMANE (Professeur des universités / Polytech'TOURS). Ces relations ont été particulièrement constructives et valorisantes pour moi.

Je suis également sincèrement reconnaissant à Monsieur Eddy BAJIC, Professeur, Université Henri POINCARÉ de Nancy, Monsieur Christian ETIENNE, Monsieur Jean-Christophe BARDET enseignants chercheurs à l'IUT de l'Indre de m'avoir soutenu dans cette longue démarche.

Un remerciement particulier pour Monsieur Jean-Michel GIARDINA, Directeur des Etudes CCI 18 Ecole Hubert CURIEN pour m'avoir présenté à de nombreux experts dans le domaine.

Je remercie Messieurs Jean-Charles QUENTIN, Hervé LEGAGNEUX, Christophe RICHARD, Jérôme LABARRE, Christophe LE BRUCHEC, Pierre BRAILLON pour nous avoir donné des éléments sur la politique de maintenance au sein de leur société.

Merci à Tien Sy NGUYEN également doctorant dans le même bureau avec qui j'ai pendant ces nombreux mois partagé humainement une très belle expérience.

Merci à Patrice pour son aide pour la langue de « *SHAKESPEARE* ».

Enfin, à tous ceux qui n'ont pas été mentionnés dans ces pages, mais qui ont contribué directement ou indirectement à la réalisation de cette thèse. Je pense notamment aux nombreux enseignants qui m'ont transmis leur savoir lorsque j'étais sur les bancs de l'école. Une pensée sincère à Monsieur MARTIN qui n'est plus.

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS	5
TABLE DES MATIERES	7
INTRODUCTION GENERALE	11
Le cadre de cette étude	11
L'organisation du manuscrit	21
CHAPITRE I	23
CONTEXTE GENERAL EN MAINTENANCE ET POLITIQUE DE MAINTENANCE	23
1. Contexte général en maintenance.....	23
1.1 La maintenance.....	25
1.2 Evolution de la notion de maintenance	26
2. Mise en œuvre d'une politique de maintenance	28
2.1 Maintenance corrective ou réactive.....	30
2.2 Maintenance préventive	32
2.3 Maintenance prédictive ou conditionnelle.....	34
2.4 Maintenance proactive.....	35
2.5 Maintenance dans une approche fondée sur la fiabilité	37
2.6 Maintenance opportuniste	39
2.7 E-maintenance	40
2.8 Modèles de fiabilité fonction de la maintenance.....	43
3. Conclusion.....	47
CHAPITRE II	51
APPROCHE CLASSIQUE POUR LA MODELISATION DES DYSFONCTIONNEMENTS D'UN SYSTEME	51
1. Description des méthodes d'analyse prévisionnelle.....	52
2. Méthodes de modélisation de l'Espace des Etats (MEE) : état de l'art.....	53

2.1	Introduction	53
2.2	Processus markoviens, systèmes markoviens homogènes, modèle de Markov caché	57
2.3	Les réseaux bayésiens	61
2.4	Réseaux de Petri stochastiques.....	63
3.	Conclusion.....	66
CHAPITRE III.....		69
FIABILITE, DISPONIBILITE ET FONCTIONS DE SURVIE D'UN SYSTEME		69
1.	La sûreté de fonctionnement	69
2.	Notion de fiabilité d'un système et principales caractéristiques probabilistes de la fiabilité.....	70
2.1	Les types de données.....	73
2.2	Etude des durées de vie d'un processus	74
2.2.1	Etude non paramétrique : estimateur de Kaplan-Meier.....	74
2.2.2	Etude semi-paramétrique : analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox.....	75
3.	Etudes dans le cadre de nos travaux sur les deux contextes industriels.....	78
3.1	Etude d'un sous ensemble pour l'agroalimentaire dans le cadre de l'application d'une politique de maintenance préventive.....	78
3.1.1	Résultats par l'estimateur de Kaplan-Meier	80
3.1.2	Résultats de l'analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox	82
3.1.3	Premier bilan pour l'expert concernant l'étude des durées de vie pour la peseuse M2	83
3.2	Etude d'un système de fonderie intégrant une politique de maintenance préventive associée à une démarche TPM.....	84
3.2.1	Résultats par l'estimateur de Kaplan-Meier	87
3.2.2	Résultats de l'analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox	88
3.2.3	Premier bilan pour l'expert concernant l'étude des durées de vie pour la presse basse pression (BP 101)	89
4.	Conclusion.....	90
CHAPITRE IV.....		93

VERS UN SYSTEME D'AIDE A LA DECISION FONDE SUR UNE APPROCHE
MARKOVIENNE _____ 93

1. Introduction – définition complémentaire	93
2. Outils utilisés pour répondre aux problèmes classiques des modèles de Markov cachés.....	95
2.1 Apprentissage du modèle	96
2.1.1 Algorithme de Baum-Welch.....	96
2.1.2 Algorithme Segmental k-means	96
2.2 Décodage	98
2.2.1 Variables Forward	98
2.2.2 Viterbi.....	98
3. Graphe d'états : choix de la topologie du MMC	101
4. Applications à des données réelles	103
4.1 Sous ensemble pour l'agroalimentaire	103
4.1.1 Choix de la codification symbolique des observations et choix du critère d'insertions de symboles (observations)	103
4.1.2 Résultats en fonction : du corpus d'apprentissage, du modèle choisi et du critère d'insertions de symboles	104
4.1.2.1 Bilan des différents tests effectués avec les trois modèles	105
4.1.2.1.1 Insertion journalière de symboles : 1 ^{er} scenario	106
4.1.2.1.2 Insertions de symboles à 6 heures : 2 ^{ème} scenario	114
4.1.2.2 Discussion sur les deux critères d'insertions de symboles.....	115
4.1.2.3 Bilan des résultats : prédiction de pannes	116
4.2 Etude d'un système de fonderie	117
4.2.1 Choix de la codification symbolique des observations et choix du critère d'insertions de symboles	117
4.2.2 Résultats en fonction du corpus d'apprentissage, du modèle choisi et du critère d'insertions de symboles	118
4.2.2.1 Bilan des différents tests effectués avec les deux modèles	119
4.2.2.1.1 Insertions de symboles à 8 heures : 1 ^{er} scenario.....	119
4.2.2.1.2 Insertions de symboles à 2 heures : 2 ^{ème} scenario	122

4.2.2.2 Discussion sur les deux critères d'insertions de symboles.....	122
4.2.2.3 Bilan des résultats : prédiction de pannes	123
4.3 Comparaison entre l'approche MMC et l'approche lois de survie.....	124
4.3.1 Peseuse volumétrique M2	124
4.3.2 Système de fonderie : BP 101	126
5. Conclusion.....	127
CHAPITRE V.....	131
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	131
PUBLICATIONS.....	137
BIBLIOGRAPHIE	139
LISTE DES FIGURES	152
LISTE DES TABLEAUX.....	155
ANNEXE 1.....	157
A.1.1 Principales lois de probabilité utilisées en fiabilité.....	157
A.1.1.2 La loi exponentielle	157
A.1.1.3 La loi normale (Laplace - Gauss)	157
A.1.1.4 La loi Log - normale (ou de Galton)	158
A.1.1.5 La loi de Weibull.....	159

INTRODUCTION GENERALE

Le cadre de cette étude

Les activités industrielles et humaines font presque quotidiennement les grands titres des actualités avec leurs cortèges d'incidents, d'accidents ou d'évènements catastrophiques. En effet, le zéro défaut ou le risque zéro n'existe malheureusement pas pour les activités industrielles à cause de l'occurrence de défaillances humaines ou matérielles (Photo 1).



Photo 1 : La plateforme pétrolière Deepwater en feu le 21 avril 2010 [125]

Toutefois, pour tenter de réduire les risques à un niveau le plus faible possible et acceptable, des méthodes, des techniques et des outils scientifiques ont été développés dès le début du XX^{ème} siècle pour évaluer les risques potentiels, prévoir l'occurrence des défaillances et tenter de minimiser les conséquences des situations catastrophiques lorsqu'elles se produisent.

Dans un grand nombre d'applications industrielles, une demande croissante est apparue en matière de remplacement des politiques de maintenance curative par des stratégies de maintenance préventive. Cette mutation d'une situation où on « *subit les pannes ou les défaillances* » à une situation où on « *maîtrise les pannes ou les défaillances* », nécessite des moyens technologiques ainsi que la connaissance de techniques d'analyse appropriées. L'ensemble de ces développements méthodologiques à caractère scientifique représente, à l'aube du troisième millénaire, la discipline de la sûreté de fonctionnement. La sûreté de fonctionnement consiste à connaître, évaluer, prévoir, mesurer et maîtriser les défaillances des systèmes technologiques et les défaillances humaines. Cette sûreté de fonctionnement sera de qualité si la maintenance associée est de qualité tant sur le plan Humain que Technologique.

Nous sommes, dans le cas présent, sur la description d'un processus bouclé comme le montre la Figure 1 [14].

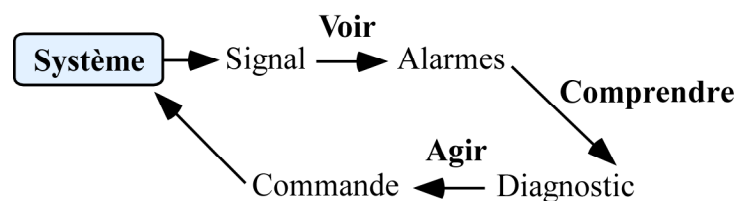


Figure 1 : Les trois étapes du diagnostic

La première étape, « *Voir* », correspond à la *génération* d'alarmes (i.e. la détection d'états perturbés du système). La suivante, « *Comprendre* », correspond au *filtrage* et à *l'interprétation* des alarmes (i.e. le traitement des alarmes pour mieux comprendre le phénomène qui a eu lieu). La dernière étape, « *Agir* », correspond à la *commande* du système (i.e. comment remettre le système dans son état nominal).

Les méthodes d'analyse concernant l'aide à la décision ont vu le jour dans les années 60 par Barlow, Proschan, Jorgenson, MC Call, Radner et Hunter. Leurs différents résultats sont résumés dans McCall [87]. Pour Dekker [45], un modèle d'optimisation de la maintenance est un modèle mathématique dans lequel les coûts et les bénéfices de la maintenance sont quantifiés (mesurés) et qu'un équilibre entre eux est obtenu tout en

tenant compte des contraintes de production. En général, les modèles d'optimisation de la maintenance couvrent quatre aspects :

- la description technique du système, ses fonctions et son importance,
- la modélisation du processus de défaillance du système et les conséquences possibles,
- la description des informations sur le système et les actions de gestion du système qui s'imposent,
- la détermination de la fonction objective avec des techniques d'optimisation qui s'imposent pour rechercher l'optimum possible.

Tous ces modèles utilisent des techniques de programmation (linéaire ou non linéaire), dynamiques, de décision de Markov, de décision statistique bayésienne, d'analyse bayésienne, mais également des arbres de défaillances, des systèmes experts ...

Les résultats attendus pour ces modèles sont différents :

- la comparaison des politiques de maintenance avec les paramètres de fiabilité et de rentabilité,
- l'obtention de la structure optimale des politiques,
- l'aide à la synchronisation des actions de maintenance,
- la planification des opérations de maintenance,
- l'obtention des plans de maintenance technique tenant compte des contraintes.

Il n'en demeure pas moins que de nombreux problèmes existent sur les modèles d'optimisation de la maintenance. Les plus fréquemment rencontrés sont :

- la collecte et l'analyse des données,
- le problème de résolution numérique,
- la modélisation de la défaillance,
- la compréhension et l'interprétation difficile des modèles pour les techniciens de maintenance et de production,

- la confidentialité des informations détenues par les entreprises pour des raisons de concurrence,
- la traduction en langage mathématique dans le cadre d'un développement d'outil d'aide à la décision orientée,
- ...

Il n'existe pas de modèle générique d'optimisation de la maintenance ; l'essentiel est d'indiquer la meilleure décision à prendre et d'obtenir les informations sur la disponibilité. Plusieurs indicateurs de performance ont été proposés dans la littérature [32]. Les perspectives d'avenir pour les modèles d'optimisation de la maintenance sont intéressantes pour deux raisons essentielles :

- la poussée technologique et la nécessité économique,
- l'augmentation du capital d'investissement.

En général, les modèles auront donc pour mission d'évaluer les conséquences économiques des décisions prises.

Parmi l'ensemble des méthodes de diagnostic et de détection, deux approches ressortent régulièrement : la première est une approche déterministe ou dite classique, la deuxième est une approche probabiliste.

Ces raisonnements et méthodes mathématiques impliquent souvent des travaux complexes. Ils aboutissent également et régulièrement à de nombreux plans d'action. Néanmoins, la décision finale est choisie par le « *financier* » lorsqu'il analyse par exemple des tableaux synthétiques et très pragmatiques comme peut l'évoquer le Tableau 1.

Machines	Nb arrêts	Durée max par arrêt 1/100H	Durée cumulée des arrêts 1/100H	Disponibilité sur 1 an glissant	Disponibilité depuis le 1/1/2009	% Objectif	Pénalité
SP1	14	8	98	98	97,02	98,2	43 000 €
SQ1	8	10	54	96	95,4	96,8	28 500 €

Tableau 1 : Exemple de tableau de bord d'objectifs de fabrication

Il est également possible de pouvoir disposer d'une remontée d'indicateurs différents et/ou complémentaires à partir d'une gestion globalisée (Figure 2).

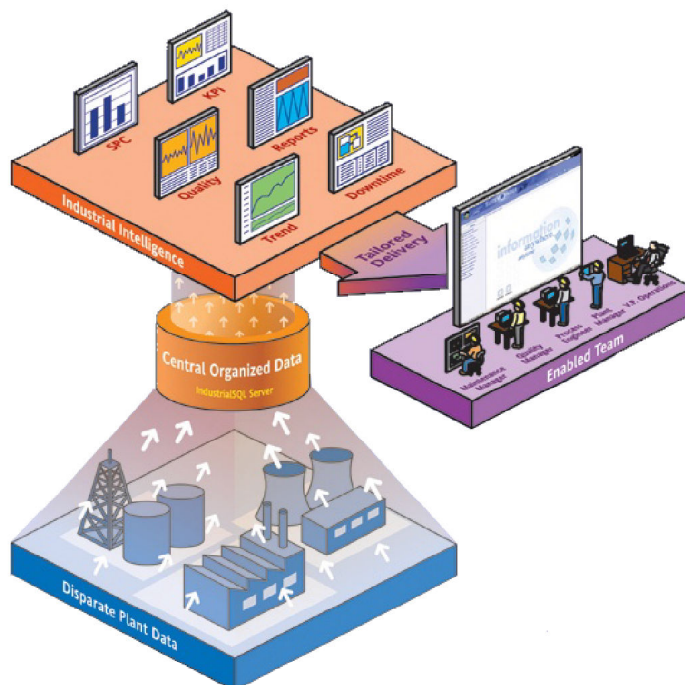


Figure 2 : Organisation possible d'une multinationale dans le secteur industriel

L'actualité montre également l'émergence du concept de « *durabilité* », qui oblige dorénavant les industriels à intégrer dans leur stratégie de développement, au-delà de la finalité économique habituelle, de nouvelles préoccupations sociales et environnementales. Dans ce contexte, les industriels cherchent, dans un premier temps, à maîtriser les performances de manière holistique et, dans un second temps, à trouver des leviers d'action permettant d'améliorer la performance globale de leur entreprise. Cible privilégiée, le processus de production répond à ces nouvelles exigences par l'intermédiaire du processus de « *Maintien en Conditions Opérationnelles* » du système de production (**MCO**¹). Cependant, le processus de MCO doit évoluer vers des aspects plus coopératifs et plus proactifs s'il veut garantir l'obtention d'une performance globale

¹ Le terme MCO est issu du domaine militaire où la maîtrise à chaque instant de la disponibilité et de la sécurité des systèmes d'armes est capitale. Il est également utilisé depuis quelque temps dans le monde de la téléphonie, où des systèmes d'informations, en tant que processus, permettent de garantir la continuité de service du réseau et la résolution la plus rapide possible des incidents de fonctionnement.

satisfaisante tout au long de la phase d'exploitation du système de production. Cette nécessité se décline concrètement sur l'ensemble des sous-processus du MCO, et plus particulièrement sur le processus clé de Maintenance [95].

Hypothèse : les évènements qui précèdent une panne sont souvent récurrents. Une suite d'évènements particuliers peut, éventuellement, informer d'une panne prochaine !

Quelques exemples connus peuvent illustrer notre hypothèse :

- en mécanique : un bruit, une vibration précèdent la rupture. Une baisse de performance traduit une ou des anomalies,
- en informatique : un déplacement inopiné du pointeur, un ralentissement, un dysfonctionnement d'une application comme un navigateur Internet peuvent traduire la présence d'un virus sur l'ordinateur concerné, ...

Notre approche tente d'appréhender « *cette suite d'évènements* » à l'aide d'un Modèle de Markov Caché² ou HMM³. Pour cela, les évènements observables et traités dans notre travail sont issus d'activités de maintenance opérationnelle dans le cadre d'une politique de maintenance préventive. ***Le processus caché correspondra à l'état du système ou sous-système (Marche, Dégradation1, ..., DégradationN, Panne) et les observations seront les informations visibles sur le système*** (Figure 3).

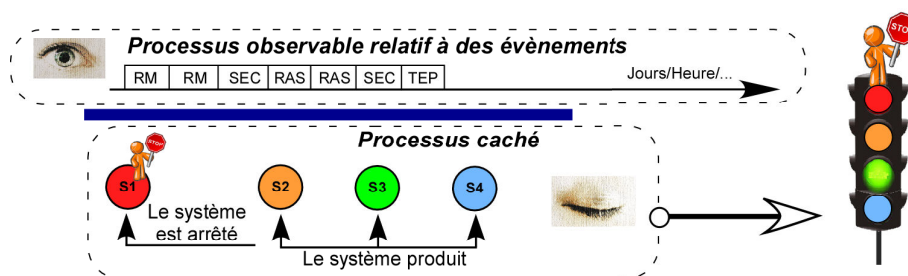


Figure 3 : Couche visible et couche cachée (états du processus ou du système)

² Un modèle de Markov Caché est un processus doublement stochastique dont une composante est une chaîne de Markov non observable. Ce processus peut être observé à travers un autre ensemble de processus qui traduit une suite d'observations.

³ Hidden Markov Model

Comme dans les travaux de Valdez-Florez *et al.* [130], Simeu-Abazi *et al.* [116], Castanier *et al.* [36], Wang [139], Dieulle *et al.* [50], Welte [142], Soro *et al.* [119], nous cherchons à montrer dans nos travaux qu'il est possible de modéliser le niveau de dégradation d'un processus (Vrignat *et al.* [137]).

Le but de nos travaux est d'apporter, à partir d'un indicateur fiable concernant le niveau de dégradation d'un processus maintenu, une aide à la décision dans l'organisation et l'évaluation quotidienne de la maintenance (Figure 4).

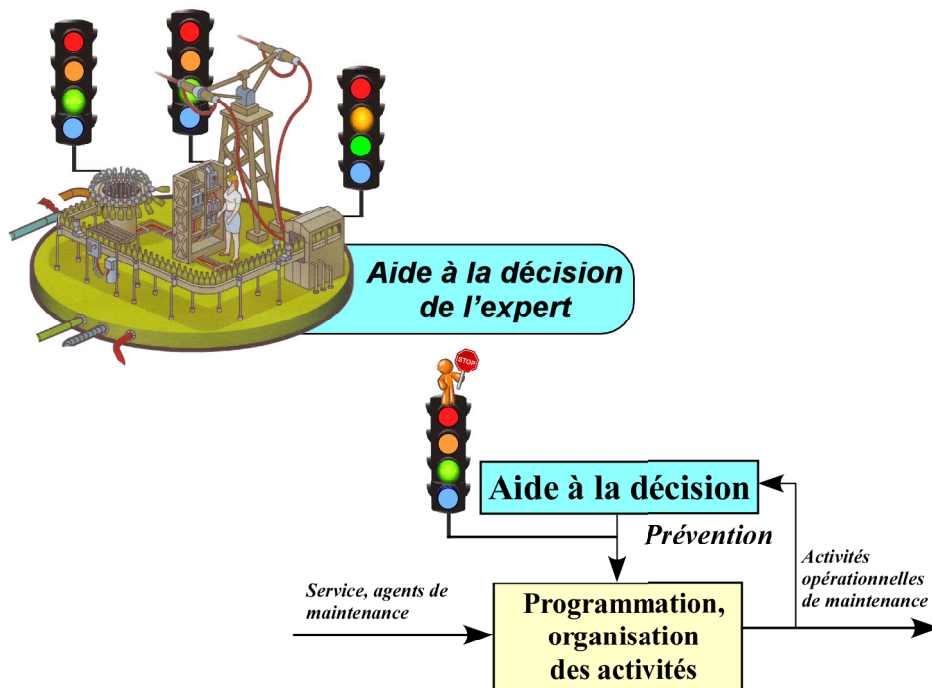


Figure 4 : Objectif des travaux initiés

L'ensemble de nos travaux s'appuie sur deux cas industriels différents. Le premier cas concerne l'étude d'un sous-ensemble s'intégrant dans un processus continu pour l'agroalimentaire pour la fabrication de pain. Ce processus fonctionne toute l'année sans interruption en équipes organisées en 3x8. Pour chaque équipe, des bases de données sont disponibles et renseignées, conformément aux activités de maintenance opérationnelle (Tableau 2) dans une politique de maintenance préventive. La Figure 5 décrit l'organisation du processus continu.

Numéro dans la liste	NOM	EQUIPE	DATE	LIGNE	NOM DE MACHINE	TRAVAUX EFFECTUES	OBS	CODES		PIECES CHANGEES	REF
								MAINTENANCE	TI (min)		
1	M.Dupond	AM	03/01/2005	M2	Peseuse	la demande du RL		RM	20		
2	M.Dupond	AM	03/01/2005	M2	Peseuse	la demande du RL		RM	20		
3	M.Dupond	M	04/01/2005	M2	Peseuse	deconsigne armoire		SEC	20		
4	M.Dupond	M	08/01/2005	M2	Peseuse	deconsigne		SEC	10		

Tableau 2 : Exemple de consignation des activités opérationnelles en maintenance sur la peseuse M2

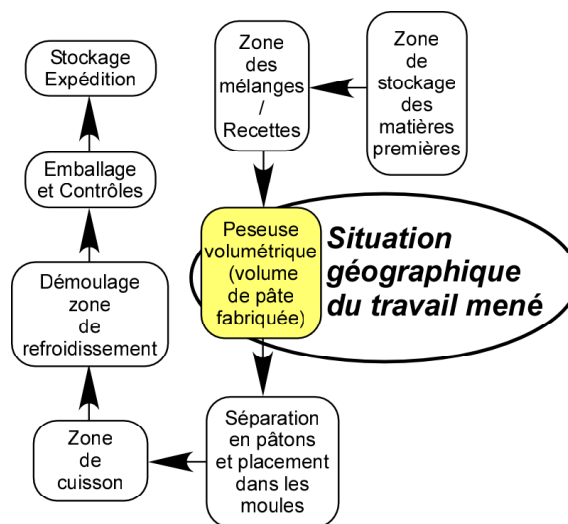


Figure 5 : Principe d'organisation du processus continu étudié

Dans le cadre d'un processus continu, une maintenance préventive est indispensable (les sous-ensembles, liés les uns aux autres, doivent assurer une continuité de fonctionnement pour que la production ne soit pas arrêtée). Notre étude porte plus particulièrement sur le sous-système peseuse volumétrique. Le fonctionnement de cette peseuse volumétrique peut être assimilé au fonctionnement d'une seringue que l'on remplirait par un effet de dépression.

Le deuxième cas concerne l'étude d'un processus complet s'intégrant dans un processus discontinu pour la fonderie d'aluminium. Cette société fabrique des produits moulés en alliages d'aluminium. L'environnement du processus discontinu étudié (BP

101) s'intègre dans la fabrication de pièces en aluminium pour les véhicules légers (Figure 6 et Figure 7).

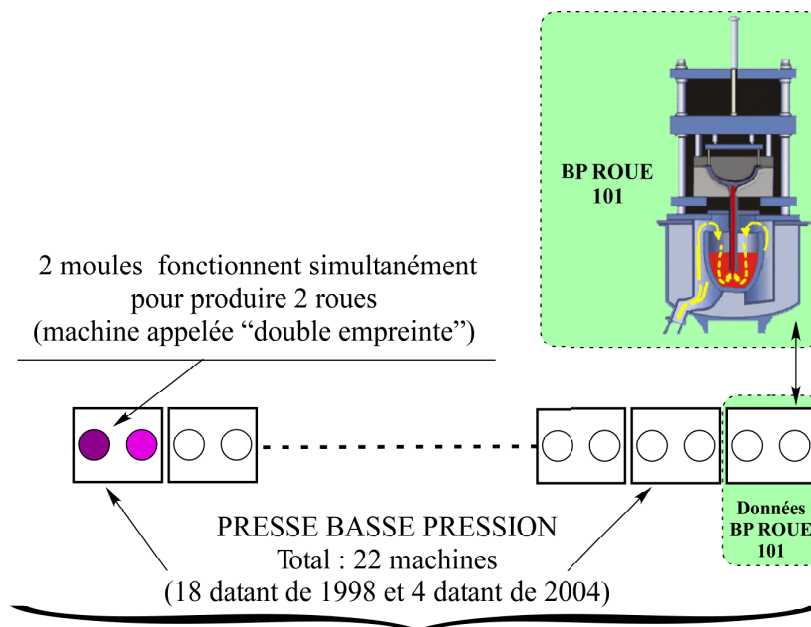


Figure 6 : Situation du processus parmi d'autres processus identiques

Le procédé consiste à remplir la pièce avec un système sous pression et à utiliser ce même système pour remplacer les masselottes⁴ afin de nourrir la pièce, les attaques servant de masselottes.

Le principe de fonctionnement de la machine basse pression repose sur quatre éléments principaux :

- le four étanche qui sera mis en pression,
- le système d'alimentation entre le four et le moule,
- le système de commande et de maintien des éléments du moule,
- le moule.

⁴ Réservoir aménagé dans le moule, recevant du métal liquide lors du remplissage et restituant une partie de ce métal à la pièce pendant la solidification pour compenser la réduction de volume due à la contraction du liquide et à la solidification.

Le principe de la coulée sous basse pression consiste à appliquer dans le four étanche une pression de 0,2 à 2 bars (Figure 7). Cette pression permet d'élever le métal liquide jusqu'au niveau du moule. Le métal liquide monte dans le tube de liaison avant de remplir le moule.

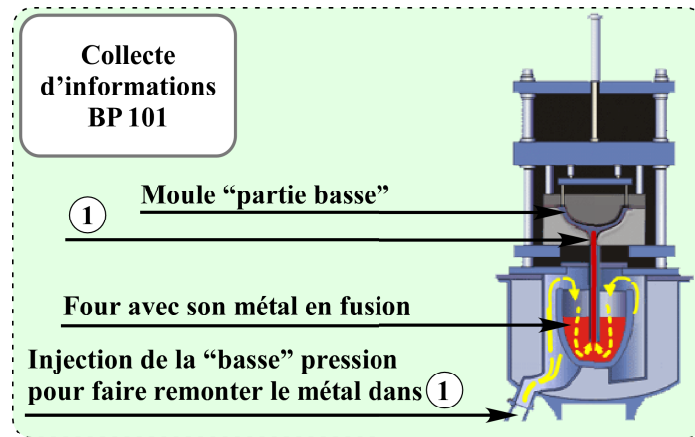


Figure 7 : Schématisation d'une presse basse pression

L'air contenu dans le moule s'échappe sous la pression du métal. Le principal avantage du procédé basse pression est le mode de remplissage, calme, de bas en haut qui préserve la qualité de l'alliage. La solidification se propage naturellement des zones froides aux zones chaudes, des zones éloignées vers l'attaque. Lorsque la pièce est solide, on relâche la pression du four et le métal resté liquide, recoule dans le four, séparant ainsi la pièce du système d'alimentation. Notre approche s'intègre cette fois dans le cadre d'une démarche TPM⁵ adoptée par l'usine (Figure 8).

⁵ Total Productive Maintenance

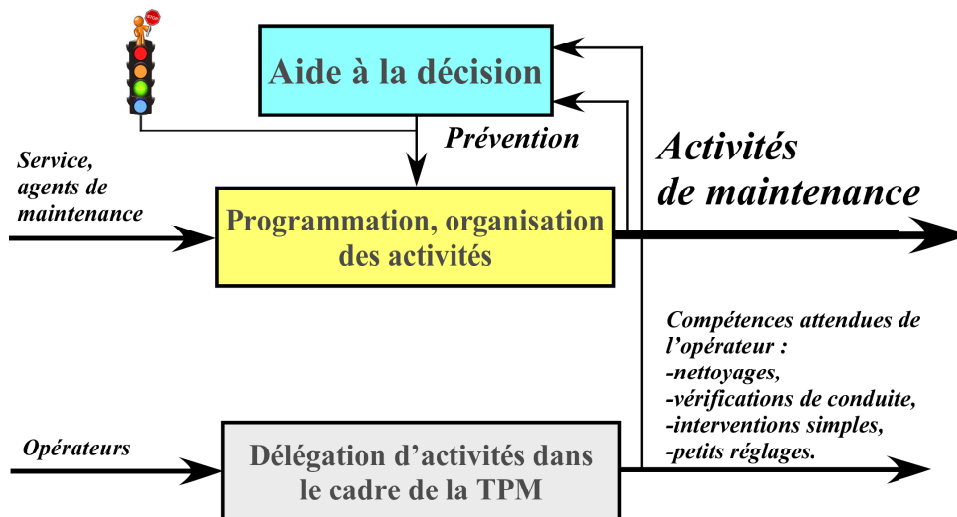


Figure 8 : Création d'un dispositif d'aide à la décision dans le cadre d'une politique de maintenance préventive intégrant une démarche TPM

Ce processus est contrôlé par un service de maintenance et par une délégation de petits travaux effectués par les opérateurs dans le cadre d'une démarche TPM. Il fonctionne 24H/24H avec des équipes travaillant en 3x8. Pour chaque équipe, des bases de données sont disponibles et renseignées, conformément aux activités de maintenance opérationnelle (Tableau 3).

EQUIPE	N° moule	N° carcasse	Noyau	Semelle	DATE	H START	H STOP	Manque	TPM	Changt	Mise en	Pb	Pb	DEP
								métal		moule	chauffe	Tube	Machine	
PM	7939	45	D	D	2/1/08	12:00	15:00							
	7935	47	1	1		15:00	15:45				x			
							15:45	17:30						x
NUIT	7939	45	D	D		2:00	2:10				x			
	7935	47	1	1		3:45	4:00							
AM	7906	39	1	1A	3/1/08	4:00	6:00							
	7935	47	1	1		6:00	7:30			x				
Maintenance														X

Tableau 3 : Exemple de tableau administré par les opérateurs sur la base de données (BP 101)

L'organisation du manuscrit

Ce manuscrit est organisé en cinq chapitres qui peuvent être résumés comme suit :

Le premier chapitre est dédié à la présentation du contexte général en maintenance et répond à la question : qu'est-ce qu'une politique de maintenance ? Nous proposons également un point sur l'évolution de la maintenance et sa mise en œuvre depuis les années 40 jusqu'à nos jours. Maintenances : corrective, préventive, réactive, prédictive, proactive et opportuniste seront détaillées.

Le second chapitre présente les différentes approches « classiques » pour la modélisation des dysfonctionnements d'un système ou d'un processus. L'état de l'art que nous proposons, sans être exhaustif, concerne l'ensemble des méthodes de modélisation.

Le troisième chapitre est consacré à la sûreté de fonctionnement associé à la notion de fiabilité et aux fonctions de survie d'un système ou d'un processus. Nous décrivons dans cette partie les principales lois de probabilité utilisées en fiabilité. Nous présenterons également deux études non paramétriques et semi-paramétriques des durées de vie pour un processus agroalimentaire dit « *continu* » et un processus pour la fonderie dit « *discontinu* ».

Le quatrième chapitre est dédié à la création d'un dispositif d'aide à la décision fondé sur une approche Markovienne. Nous montrerons qu'il est possible d'estimer un niveau de dégradation d'un processus maintenu à partir d'observations issues des activités de maintenance. Nous proposerons à l'Expert différents résultats comparatifs pouvant l'aider dans son organisation au quotidien de la planification des activités de maintenance.

Enfin, le cinquième chapitre est consacré à une discussion sur le rôle que notre approche est susceptible de jouer dans l'amélioration et la planification d'une politique de maintenance prévisionnelle classique. Nous apporterons une conclusion et des perspectives sur les travaux présentés.

CHAPITRE I

CONTEXTE GENERAL EN MAINTENANCE ET POLITIQUE DE MAINTENANCE

Dans ce premier chapitre, nous présenterons le contexte général en maintenance, la politique de maintenance ainsi que certains moyens pouvant être mis en place pour répondre à cette problématique. Nous ferons également un point sur l'évolution et la mise en œuvre des différents types (ou catégories) de maintenance depuis les années 40. Nous terminerons ce chapitre par une présentation des modèles de fiabilité fonction de la maintenance.

1. Contexte général en maintenance

La maintenance industrielle, qui a pour vocation initiale d'assurer le bon fonctionnement et la disponibilité des outils de production, est une fonction stratégique dans les entreprises. Etroitement liée à l'incessant développement des technologies, à l'apparition de nouveaux modes de gestion, à la nécessité de réduire les coûts de production dans une économie de marché international, elle est en constante évolution ! Elle n'a plus aujourd'hui comme seul objectif de « *réparer l'outil de production* » mais aussi de prévoir et d'éviter les dysfonctionnements. Au fil de sa perpétuelle adaptation, l'activité des personnels de maintenance a également évolué, pour combiner compétences technologiques, compétences organisationnelles et compétences relationnelles. Se rajoute à ces différentes missions professionnelles, une mission majeure, indispensable et hiérarchiquement supérieure : « *l'expertise* ».

Dans l'entreprise, la fonction « *maintenance* » consiste de moins en moins souvent à remettre en état l'outil de production mais de plus en plus fréquemment à anticiper ses dysfonctionnements. L'arrêt ou le fonctionnement anormal de celui-ci et le non-respect

des délais qui s'en suivent, engendrent des coûts que l'entreprise n'est plus capable de supporter. Elle ne peut plus attendre que la panne se produise pour y remédier, mais doit désormais s'organiser pour procéder aux diverses opérations qui permettent de l'éviter ! Nous sommes ainsi passés d'une « *maintenance curative* » à une « *maintenance préventive* ».

Ce phénomène se traduit par la définition de plans d'action et d'intervention sur le système ou processus, par le remplacement de certains composants en voie de dégradation afin d'en limiter l'usure. Ces actions préventives étaient dans un premier temps effectuées de façon systématique selon des calendriers prédéfinis. Elles permettaient effectivement d'anticiper les pannes, mais au prix d'un alourdissement important des coûts de maintenance. « *Une nouvelle maintenance* » se développe aujourd'hui grâce aux différents travaux de recherche et aux technologies de diagnostic et de contrôle utilisant les réseaux de communication.

Cette « *nouvelle maintenance* » utilise des techniques de prévision des pannes (par exemple : l'analyse des vibrations ou des huiles). Ce stade ultime de la maintenance, dite « *prédictive* » ou « *préventive conditionnelle* », permet de remplacer des composants juste avant leur rupture. Le passage de la maintenance curative à la maintenance prédictive n'est cependant pas systématique. Il vise moins à minimiser les coûts de maintenance qu'à les optimiser en fonction des objectifs de production. Il peut ainsi être économiquement rentable d'appliquer une maintenance préventive systématique à un processus de production particulier (par exemple : pour un produit phare à forte marge bénéficiaire).

La maintenance curative peut s'avérer la seule « *économiquement acceptable* » pour un autre produit ou équipement sur lequel l'entreprise dispose de l'expérience et de l'habitude pour réparer des pannes. Les entreprises opèrent donc des choix parmi les différents types de maintenance, en fonction de nombreux critères techniques, économiques, internes et externes tels que la fréquence des défaillances cycliques ou aléatoires des équipements, les aptitudes et compétences du personnel de maintenance ou des sous-traitants, les politiques et modes d'organisation du travail...

1.1 La maintenance

La fonction maintenance (fascicule de documentation X60-000 édité par l’Afnor [2]), dont la vocation est d’assurer le bon fonctionnement des outils de production, est maintenant une des fonctions stratégiques majeures dans les entreprises. La norme européenne NF EN 13303X 60-319 [3] définit en totalité cette fonction. De manière plus pragmatique, un système de production n’est performant que si sa finalité, les objectifs qui lui sont attribués, les résultats qu’il fournit et les moyens (financiers, stratégiques, technologiques et humains) qu’il met en œuvre, sont en parfaite cohérence [37]. D’autres définitions de ce concept peuvent être trouvées dans [124] et [126].

Par exemple, les résultats des performances des entreprises en agroalimentaire (fabrication des pains de mie, brioches...) ou en verrerie (fabrication des plats pour cuisiner, de verres pour boire...) dépendent essentiellement du rendement des machines qui fabriquent les produits. Les fabricants de voitures tiennent à la qualité de leurs produits pour pérenniser leur image. Les industries fabriquant des produits « *de haute technologie* » (ordinateurs, vidéo-projecteurs, téléviseurs) sont dépendantes de la vitesse à laquelle leurs produits sont commercialisables. Retour *et al.* [105] présentent la fonction maintenance comme un ensemble d’activités regroupées en deux sous-ensembles :

- les activités à dominante technique et les activités à dominante gestion (Figure 9).

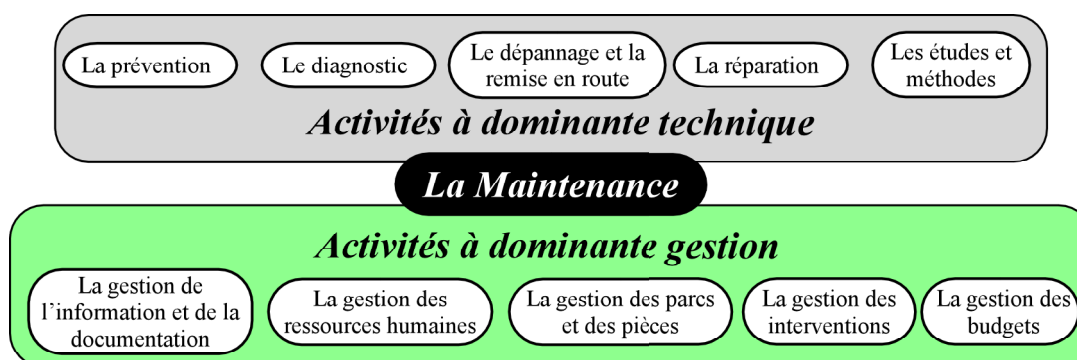
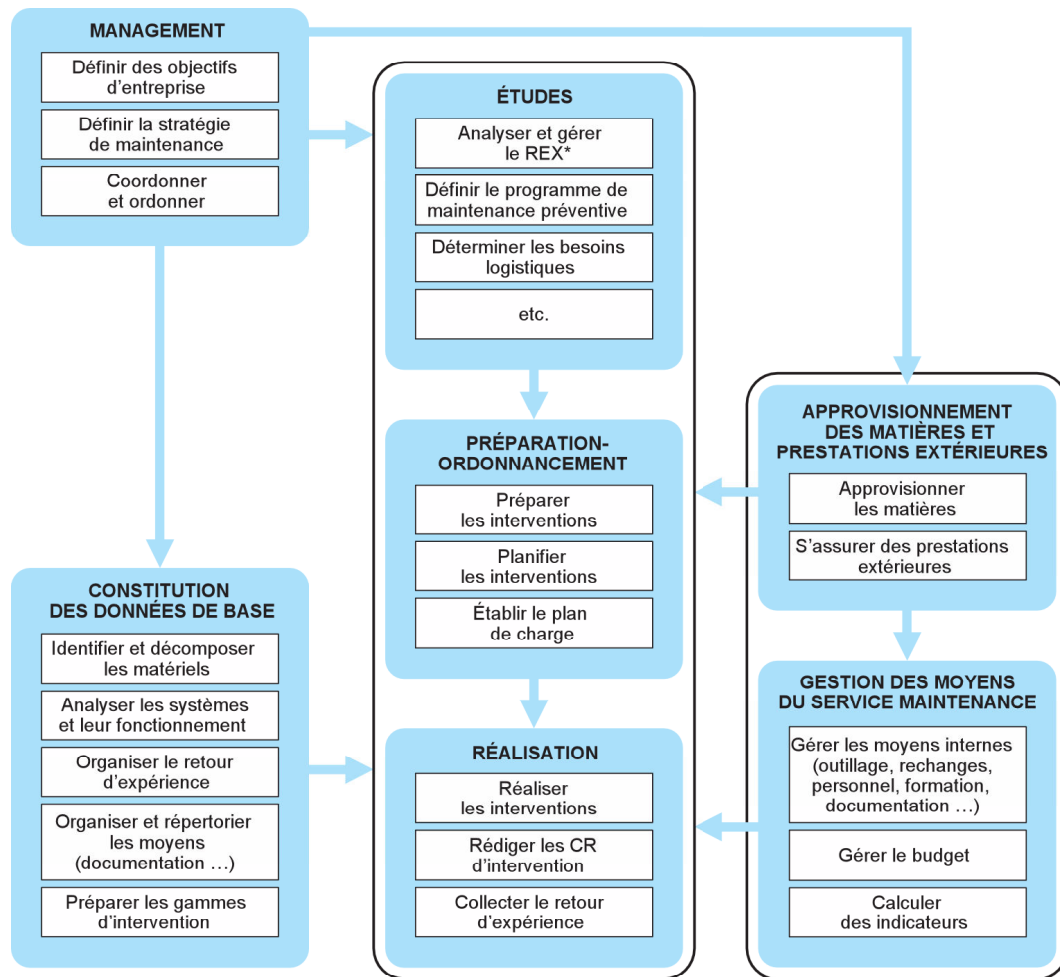


Figure 9 : Le contenu de la fonction maintenance

Le processus fonctionnel de maintenance peut être décrit plus en détail dans son organisation, comme nous le montre la Figure 10 [48].



REX* : Retour d'EXpérience

Figure 10 : Décomposition fonctionnelle de la maintenance

1.2 Evolution de la notion de maintenance

Dans un contexte de concurrence économique à l'échelle planétaire, la gestion de la maintenance est loin d'être stabilisée dans un environnement où l'automatisation et le processus de fabrication deviennent de plus en plus complexes ! D'après [93], depuis les années 40, l'évolution de la maintenance peut être tracée à travers trois générations (Figure 11).

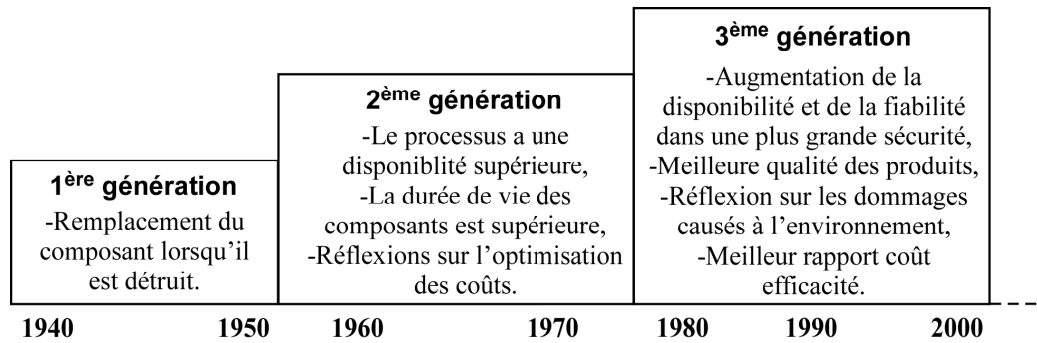


Figure 11 : Evolution de la maintenance depuis 1940

La première génération couvre la période allant jusqu'à la seconde guerre mondiale. Pendant cette période, les temps d'arrêt n'avaient pas beaucoup d'importance. La prévention de la défaillance de l'équipement n'était pas une priorité dans les esprits de la plupart des gestionnaires. La majorité des équipements était techniquement plus simple qu'aujourd'hui et de ce fait, fiable et facile à réparer. Par conséquent, les activités de maintenance se résumaient à des routines de nettoyage et de lubrification. Le besoin de compétences était également inférieur à ce qu'il est aujourd'hui.

Durant la deuxième génération, des changements significatifs ont eu lieu. Avec l'arrivée des années 50, on note une augmentation de la demande des marchandises, mais au lendemain de la guerre, le volume de main-d'œuvre industrielle disponible chute [27]. Cette situation conduit à une « *mécanisation accrue* ». Cela a conduit à une « *mécanisation accrue* ». Pendant les années 50, des machines de tous types apparaissent en nombre et de plus en plus complexes. Pour maintenir ou augmenter ses performances, l'industrie commence à en dépendre. La gestion des temps d'arrêt rentre dans l'orientation générale de l'organisation de l'entreprise. Cela conduit à l'idée que les pannes des équipements pourraient et devraient être évitées ! Cette idée amène à son tour, à la notion de maintenance préventive. Dans les années 60, cela consiste principalement à effectuer des révisions à intervalles fixes sur les composants. Le coût de la maintenance commence à augmenter fortement par rapport à d'autres coûts d'exploitation. Cela entraîne la croissance de la planification de la maintenance et des systèmes de contrôle.

La troisième génération commence au milieu des années 70, le processus de changement dans l'industrie rassemble encore plus de dynamiques et de remises en cause. Ces changements peuvent être classés sous les rubriques :

- nouvelles attentes,
- nouvelles recherches,
- nouvelles techniques [93].

La complexification de l'outil de production doit relever le double challenge « *développement durable / flexibilité et réactivité* ». Cela nécessite que chacun des sous-processus de production apporte sa propre contribution à l'obtention de la performance globale. En ce sens, le processus de Maintien en Conditions Opérationnelles (MCO) met en oeuvre un ensemble d'activités et de moyens logistiques (ravitaillement, acquisition et gestion des pièces de rechange, opérations de maintenance, outillages, documentation, formation...) dans l'objectif de garantir, tout au long de la phase d'exploitation, la finalité (produit ou service) attendue du système.

Fleurquin *et al.* [55] ont développé une plate-forme logicielle (OPTIMAIN) s'orientant principalement vers l'élaboration de stratégies de maintenance de systèmes complexes, en développant une approche de modélisation combinant optimisation et simulation. Cette plate-forme est capable de prendre en compte le comportement dynamique des systèmes à maintenir en tenant compte de leur fiabilité.

2. Mise en œuvre d'une politique de maintenance

Dans la définition de la maintenance, nous trouvons deux mots-clés : maintenir et rétablir. La norme européenne EN 13306 [54] « *Terminologie de la maintenance* » définit les différentes classes en maintenance. Ce paragraphe fera l'objet d'une large présentation concernant ces différentes classes.

Le premier fait référence à une action préventive, le deuxième fait référence à l'aspect correctif. On peut résumer les différentes politiques de maintenance selon la Figure 12. Une bonne synthèse de ces différentes stratégies de maintenance se trouve par exemple dans la thèse de Castanier [35] et l'article de Despujols [48]. Le choix d'une politique est parfois imposé, comme c'est le cas dans le nucléaire en France. Ainsi, l'optimisation de la maintenance par la fiabilité détermine la maintenance préventive optimale. Dans le cas où il n'y a pas de maintenance préventive, cela revient à attendre la

défaillance, c'est-à-dire une maintenance corrective. De nombreuses études ont montré que les politiques de maintenance préventive (ou plutôt mixte) sont souvent les moins onéreuses sur le long terme. Caputo *et al.* [34] présentent l'influence d'une mise en oeuvre d'une politique de maintenance préventive sur les performances des systèmes de fabrication.

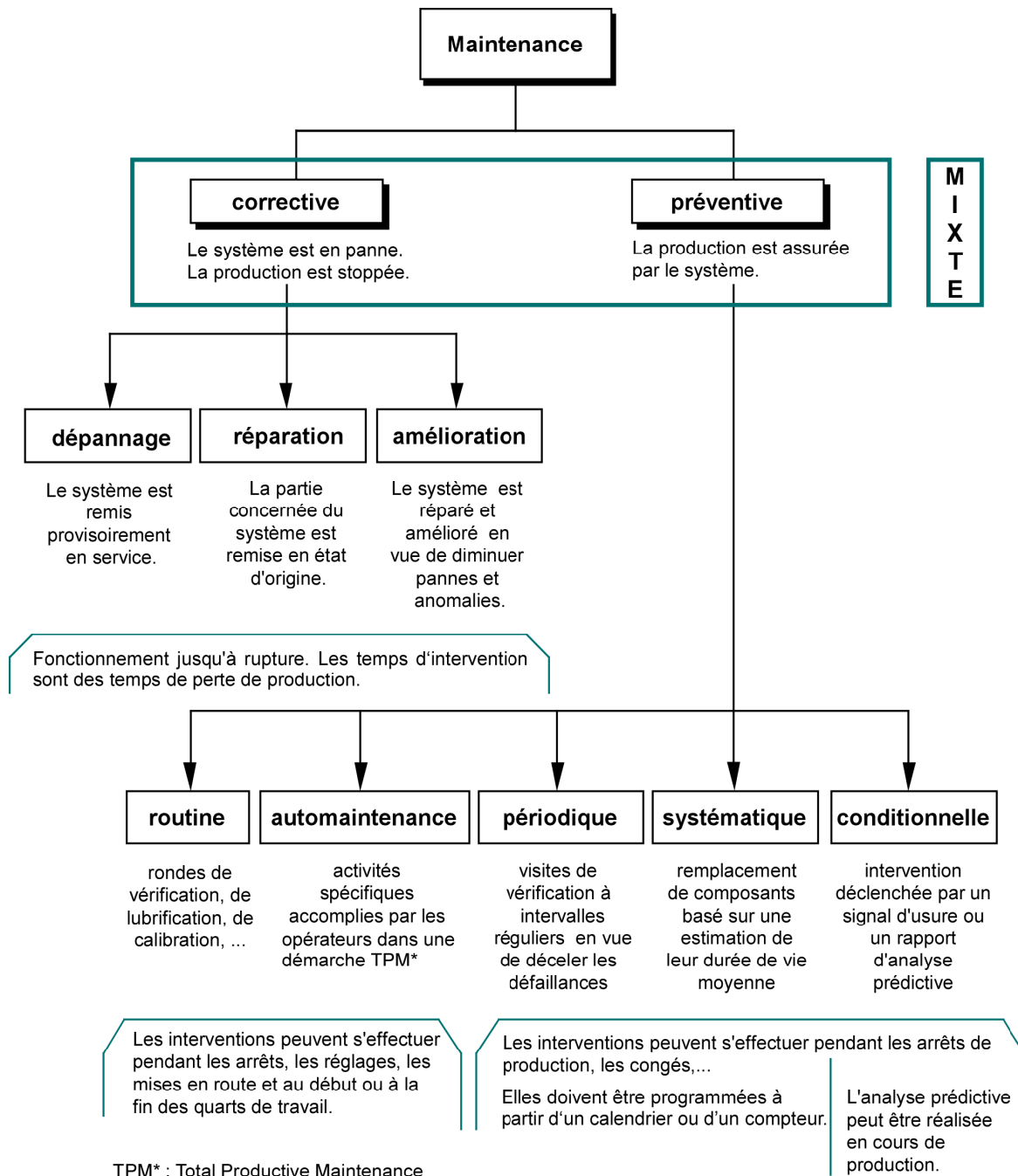


Figure 12 : Exemple de politiques de maintenance

La Figure 12 propose d'incorporer une démarche TPM « *Total Productive Maintenance* » au sein d'un plan d'action « *terrain* ». Cette démarche est une démarche de management organisationnel, de changement de comportement et de responsabilité. Indépendante de la taille de l'entreprise, son objectif est d'amener les processus de fabrication à leur rendement maximal en tentant d'éliminer les dysfonctionnements potentiels. Historiquement, les fondements de la TPM remontent après la seconde guerre mondiale. A cette époque, Shewhart *et al.* [113] ont influencé très largement l'industrie japonaise en pleine reconstruction en donnant naissance à la TQM⁶. Le Dr Deming [112] a montré aux Japonais comment utiliser l'analyse statistique dans un processus de fabrication, et notamment comment exploiter ses résultats afin d'opérer un contrôle - qualité pendant la phase de fabrication d'un produit. Ce concept initialement désolidarisé des problématiques associées à la maintenance d'un processus, a été par la suite associé à une démarche de mise en œuvre de la « *qualité globale* ».

L'origine du terme n'est pas clairement définie. Certains l'attribuent à des producteurs Américains dans les années 60, mais la plupart des experts regardent plutôt du côté de l'équipementier électronique Japonais Nippondenso pour l'industrie automobile à la fin des années 60. Seiichi Nakajima, un responsable du JIPM⁷ est souvent cité comme ayant défini les concepts de la TPM [98].

2.1 Maintenance corrective ou réactive

Dans la littérature, maintenance corrective et maintenance réactive sont identiques. Cette maintenance est exécutée après détection d'une panne ou d'une défaillance (Figure 13). Elle est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. Pratiquement, c'est faire fonctionner sans entretien un système jusqu'à la « *rupture ou la panne* » de ce dernier. Nous constatons (Figure 13) que les activités de maintenance corrective sont subies et découlent directement des conséquences de l'apparition d'une défaillance. Ces activités englobent deux types d'intervention :

⁶ Total Quality Management

⁷ Japan Institute of Plant Maintenance

- les interventions palliatives qui remettent le système en état de fonctionnement provisoire,
- les interventions curatives permettant de réparer le système d'une manière définitive.

C'est une « *politique de maintenance* » (dépannage ou réparation) qui correspond à une réactivité, à des événements plus ou moins aléatoires et qui s'applique après la panne. C'est un choix politique de l'entreprise qui malgré tout, nécessite la mise en place d'un certain nombre de méthodes qui permettent d'en diminuer les conséquences :

- analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (exemple : AMDEC [7] (méthode permettant de mettre en évidence de façon prospective un certain nombre d'organes ou de machines critiques pour la sécurité ou la fiabilité d'un système après inventaire des défaillances élémentaires possibles)),
- installation d'éléments de secours (redondance de matériels),
- utilisation de technologies plus fiables,
- recherche de méthodes de surveillance les mieux adaptées aux points névralgiques (mouchards, capteurs intégrés, ...),
- utilisation de méthodes de diagnostic de pannes (arbre des causes de défaillances, historique des pannes, systèmes experts⁸, ...).

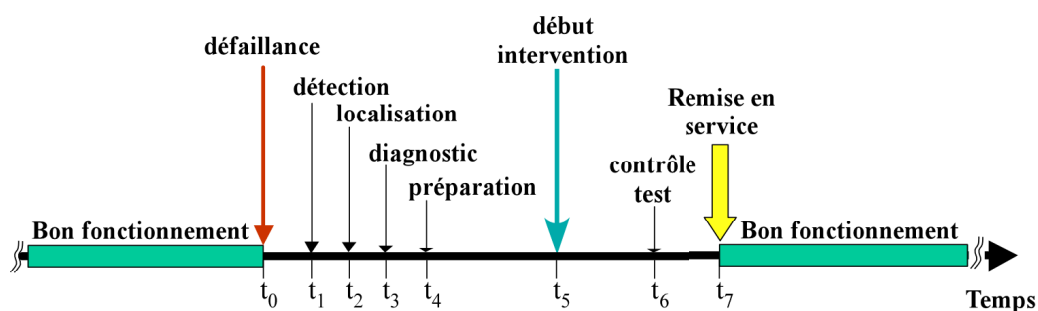


Figure 13 : Processus de déroulement d'une maintenance corrective sur un système ou un équipement

⁸ D'une manière générale, un système expert est un outil capable de reproduire les mécanismes cognitifs d'un expert, dans un domaine particulier.

On peut remarquer que depuis l'instant t_0 jusqu'à l'instant t_5 , aucune intervention opérationnelle n'est encore engagée. Cette durée (t_5-t_0) devra être minimisée pour améliorer la productivité. Elle pourra être diminuée par une gestion efficace d'une maintenance dite corrective et une analyse de retour d'expérience dans le programme de maintenance. Ce type de maintenance sera réservé à du matériel peu coûteux, non stratégique pour la production, et dont la panne aurait peu d'influence sur la sécurité ou le processus de fabrication.

2.2 Maintenance préventive

Dans une stratégie de maintenance globale, il faut tendre vers une diminution des dépannages et des réparations au profit d'activités d'amélioration mais surtout d'entretien préventif structuré. Une synthèse des politiques de maintenance préventive est donnée par Rausand *et al.* [104]. La maintenance préventive peut se réaliser de diverses façons et comprend généralement :

- les routines diverses sur le matériel, les interventions légères de surveillance, et de calibration, les corrections mineures ou ajustements réguliers. On y inclut également les rondes de lubrification, de graissage et les vidanges dans le but de réduire les frottements, l'usure, éviter le grippage et économiser l'énergie.
- « *l'automaintenance* », ou la maintenance effectuée par les opérateurs de l'équipement. On dit souvent que ce sont les opérateurs qui connaissent le mieux leur machine, alors pourquoi ne pas tirer des avantages de ce savoir et leur confier certaines tâches qui les responsabilisent vis-à-vis de leur machine, tout en déchargeant le personnel de maintenance pour des interventions plus spécialisées.
- la maintenance périodique, impliquant un échéancier établi en fonction du temps ou du nombre de cycles de fonctionnement. Elle comprend un ensemble de tâches d'inspection allant d'une simple vérification visuelle au démontage de

composants dans le but d'identifier tout signe d'usure, toute détérioration notable nécessitant une réparation. Elle comporte également des tâches prédéfinies, comme le calibrage, le nettoyage, l'ajustement, la lubrification...

Si l'on ignore la durée de vie des pièces et des composants de l'équipement, ces visites périodiques imposent très souvent des travaux de maintenance décidés sur le champ ou planifiés dans un avenir rapproché.

- la maintenance systématique, demandant un suivi rigoureux du nombre d'heures ou de cycles de fonctionnement. Elle exige cependant une bonne connaissance des durées de vie et des caractéristiques de fiabilité des différents composants et sous-ensembles (ils seront remplacés systématiquement). Ce type de maintenance est souvent appliqué aux pièces critiques d'un équipement dont le coût d'indisponibilité est élevé. Cette maintenance est également appliquée si les éléments (où les pièces) à changer ne sont pas chers ou très difficilement accessibles.
- la maintenance conditionnelle, plutôt subordonnée à un type d'évènement prédéterminé (diagnostic, capteur, signal ou mesure) révélateur de l'état de dégradation. Ce type de maintenance est développé grâce à une meilleure connaissance de l'équipement, des causes et modes de défaillance tout en pouvant corréliser les apparitions avec un phénomène physique enregistrable. Pour cela, nous avons souvent recours aux analyses prédictives ou prévisionnelles permettant d'estimer la tendance du dysfonctionnement éventuel.

Cette détection est effectuée par un instrument de mesure associant le temps pendant lequel il est possible de continuer à utiliser l'équipement avant la panne (par exemple : analyse des huiles, analyse des vibrations, thermographie...).

Chin [39] indique que « *le coût de la maintenance prédictive sur des valves installées pour la pétro-chimie peut être jusqu'à cinq fois moins élevé que la maintenance préventive et 10 fois moins élevé que la maintenance corrective* ». La Figure 14 montre d'une manière très significative l'influence budgétaire dans la mise en place de politiques de maintenance [66].

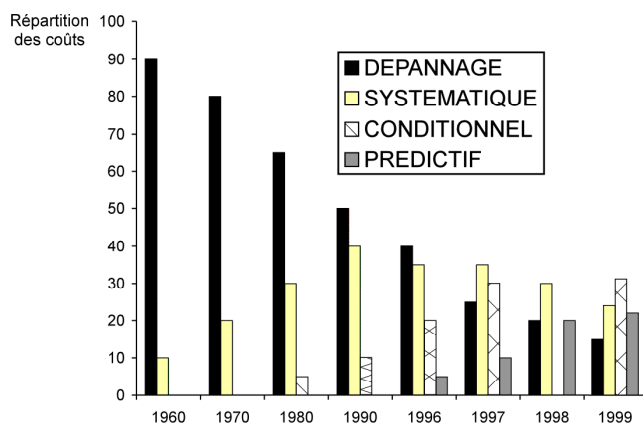


Figure 14 : Le budget variable en maintenance – Cockerill-Sambre

2.3 Maintenance prédictive ou conditionnelle

La maintenance prédictive ou maintenance préventive conditionnelle permet de réajuster des prévisions d'opérations de maintenance à effectuer en fonction du temps ou d'unités d'usage, à partir d'une analyse permanente ou périodique de l'état de chaque équipement [75].

Cette maintenance est basée sur des techniques de prévision des pannes à partir d'informations observables et enregistrables et révélatrices sur l'état de dégradation (relevés de mesures périodiques, capteurs spécialisés). Par exemple, si les systèmes hydrauliques utilisaient principalement le manomètre comme outil d'investigation principal, celui-ci est de plus en plus remplacé par une chaîne de mesure capable de mesurer, mémoriser, visualiser les paramètres à contrôler. Elle permet de remplacer les pièces d'un système ou d'un processus juste avant la rupture de ces dernières. Dans ce cadre, on pourra retenir les définitions suivantes [143] :

- **surveillance prédictive (dynamique)** : comme pour la surveillance classique, la surveillance prédictive est un dispositif passif, informationnel qui analyse l'état présent et passé du système, fournit des indicateurs sur les tendances d'évolution future du système et le temps pendant lequel il est possible de continuer à utiliser l'équipement avant la panne (Figure 15). La

surveillance prédictive se compose de la détection prédictive et du diagnostic prédictif,

- **détection prédictive** : la détection prédictive consiste à prédire une défaillance future. En d'autres termes, le but de la détection prédictive est de détecter une dégradation au lieu d'une défaillance, pour le cas de la détection classique,
- **diagnostic prédictif (pronostic)** : l'objectif du diagnostic prédictif est d'identifier les causes et de localiser les organes qui ont entraîné une dégradation particulière.

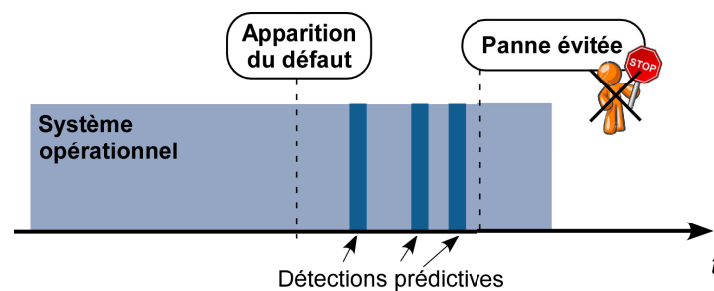


Figure 15 : Suivi de l'évolution du défaut par la surveillance prédictive [120]

Cette maintenance est aussi utilisée pour repérer les causes des problèmes survenant sur des systèmes ou des processus. Une implantation précise et opportune d'un plan d'actions est ensuite systématiquement mise en place.

2.4 Maintenance proactive

La maintenance proactive est un terme pour désigner le renforcement des maintenances préventive et prédictive. Ainsi, dans cette forme de maintenance, la maintenance prédictive est utilisée pour repérer les causes des problèmes survenant sur les machines ou les processus. Cette modalité de maintenance fournit à l'expert un moyen pour créer une réduction efficace du temps total de pannes des équipements. En fait, dans ce type de maintenance, les équipements fonctionnent presque sans subir d'arrêt non

planifié ; le temps moyen entre les défaillances (MTBF⁹) des équipements est considérablement allongé. L'objectif majeur d'une maintenance proactive est l'analyse de l'évolution « *surveillée* » des paramètres significatifs de la dégradation du bien, permettant de retarder et de planifier les interventions [70], [80].

La surveillance de ces paramètres est réalisée dans le cadre d'une automatisation industrielle communicante intégrant les nouvelles technologies et concepts. Le développement des réseaux de communication associés permet d'accéder à un grand nombre de données temps réel existantes et donc d'en établir des paramètres de suivi [135], [138], [68]. Les systèmes de maintenance proactive reposent parfois sur la technologie M2M¹⁰ et permettent notamment de mieux gérer les consommables (Figure 16).

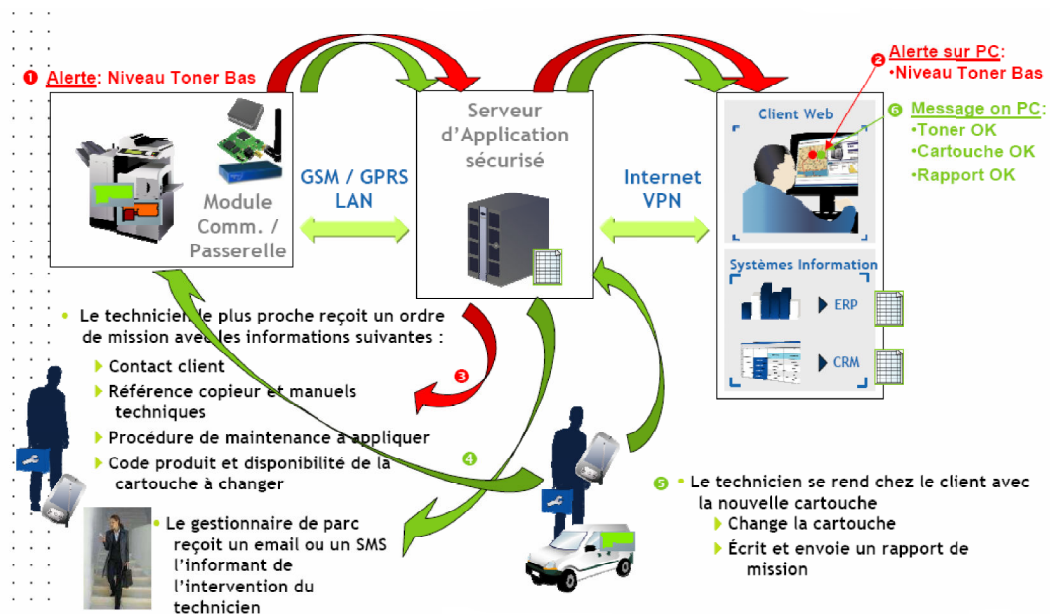


Figure 16 : Exemple d'une application complète M2M

On pourra également retenir cet autre exemple : petite et moyenne entreprise du sud de la France grande utilisatrice de e-maintenance. Elle assure la construction de lignes

⁹ Mean Time Between Failures

¹⁰ Machine To Machine

de fabrication, la réparation et le remplissage de bouteilles GPL¹¹. 95% de son chiffre d'affaires est réalisé à l'export sur les 5 continents dans 55 usines réparties dans le monde. Il est impossible de détacher du personnel pour la maintenance. Celle-ci est donc effectuée à distance à l'aide d'automates reliés à un réseau accessible par téléphone et/ou IP¹². Les résultats majeurs sont : la réduction des coûts des contrats SAV par rapport à la concurrence et la réduction des délais avec un gain de 3 jours à 3 semaines [20].

2.5 Maintenance dans une approche fondée sur la fiabilité

Ce concept utilise des données de fiabilité pour améliorer la conception et l'entretien futur des processus. Ces stratégies d'entretien, plutôt que d'être appliquées indépendamment, sont intégrées pour tirer parti de leurs compétences respectives afin d'optimiser l'efficacité tout en minimisant les coûts du cycle de vie des processus (voir Figure 17).

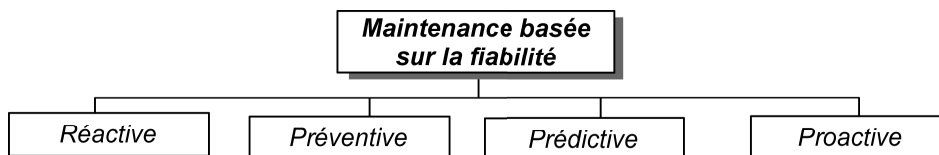


Figure 17 : Approche du concept RCM

Une approche efficace est proposée dans le cadre d'une activité de maintenance fondée sur la fiabilité [99]. L'analyse des politiques de maintenance dans l'industrie du transport aérien à la fin des années 60 et au début des années 70 a conduit au développement du concept RCM¹³. Ce concept fait l'objet de directives [67]. En France, on peut retrouver cette démarche chez Electricité de France avec la mise en oeuvre d'une démarche dite « *Optimisation de la Maintenance par la Fiabilité (OMF)* » [148], [49].

¹¹ Gaz de Pétrole Liquéfié

¹² Internet Protocol

¹³ Reliability Centered Maintenance

Cette approche est un concept continu recueillant des données de performance sur les systèmes (Figure 18).

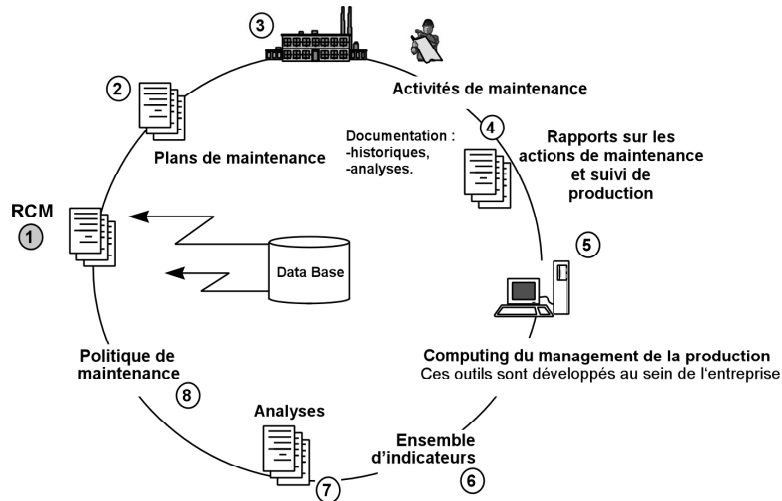


Figure 18 : Mise en place d'une boucle d'amélioration et d'un retour d'expérience [41]

La Figure 19 décrit, d'une manière plus détaillée, ce que peut être une démarche RCM dans le cadre d'un maintien dans les conditions opérationnelles de fonctionnement d'un processus de fonderie [41].

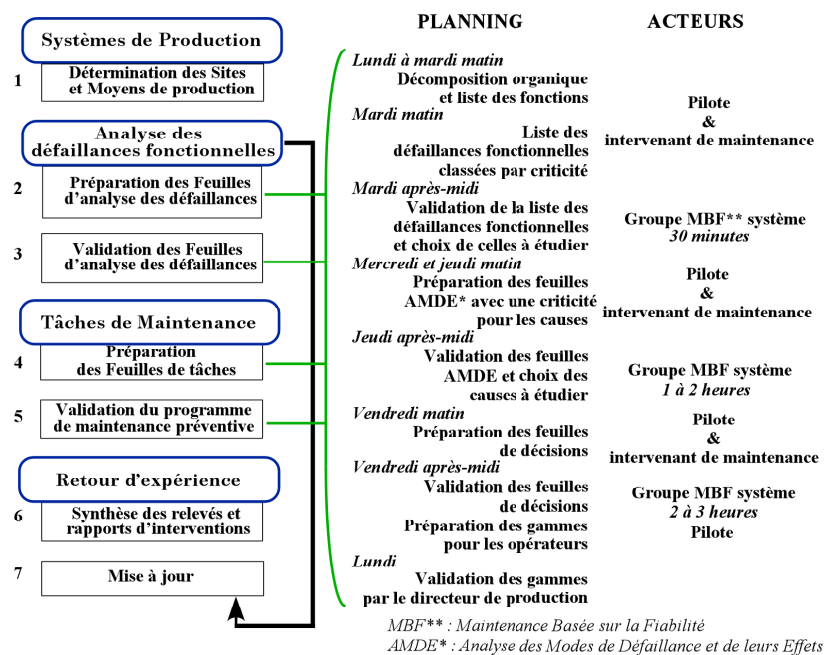


Figure 19 : Différentes étapes programmées dans le concept RCM

Le Tableau 4 présente une étude comparative sur l'emploi des différentes méthodes d'entretien aux Etats-Unis. Cette mise en pratique demande une décomposition du ou des sous-systèmes en éléments maintenables (palier, réducteur de vitesse, contacteur, ...).

Pratiques en Maintenance	Toutes industries en 2002	Industries d'avant-garde en 2002
Corrective	55%	10%
Preventive	31%	25-35%
Predictive	12%	45-55%
Proactive	2%	5-15%

Tableau 4 : Etude comparative sur l'emploi des différentes méthodes d'entretien aux Etats-Unis [106]

2.6 Maintenance opportuniste

La notion de « *maintenance opportuniste* » trouve ses origines au début des années 60, au sein du RAND¹⁴ Project (aujourd'hui RAND Corporation¹⁵) [127]. La maintenance opportuniste prend en compte les interactions entre les différents composants d'un système [24], [128] contrairement aux stratégies précédentes. Thomas [127] propose dans ses travaux, une présentation détaillée de cette stratégie de maintenance. Cette stratégie va prendre en compte les interactions entre les composants du système. Pour les chercheurs de RAND Corporation, la notion de maintenance opportuniste présentée est la suivante : « *A un instant donné t, profiter d'une action de maintenance corrective sur le composant surveillé C pour réaliser une action de maintenance préventive sur un composant non surveillé D.* ». L'événement déclencheur de l'opportunité est la défaillance d'un composant, et sa date d'occurrence est aléatoire. Savsar [108] propose deux notions de maintenance opportuniste :

- « *A un instant donné t, réaliser une action de maintenance corrective sur un équipement et réaliser une action de maintenance préventive sur ce*

¹⁴ RAND : acronyme pour Research and Development.

¹⁵ Organisation américaine à but non lucratif dédiée à l'aide à la décision pour le secteur privé aussi bien que pour le secteur public.

même équipement. ». L'événement déclencheur de l'opportunité est une défaillance d'une partie du système, et sa date d'occurrence est aléatoire.

- *« A un instant donné intervenant dans un intervalle de temps précisé a priori, réaliser une action de maintenance corrective sur l'équipement et réaliser une action de maintenance préventive sur un autre équipement. ».* L'événement déclencheur de l'opportunité est la défaillance d'une partie du système de production, et sa date d'occurrence est aléatoire dans une fenêtre temporelle fixée.

Dans une orientation de travail complémentaire, un composant subit une maintenance préventive s'il a travaillé pendant N unités de temps. Mais il peut subir un remplacement préventif lorsque l'on doit effectuer un remplacement préventif ou correctif sur un des composants du système et s'il a travaillé pendant n unités de temps ($n < N$) [131].

Cette politique est avantageuse lorsqu'il existe une économie d'échelle, c'est-à-dire, lorsque le coût d'une maintenance groupée est inférieur à la somme des coûts des actions de maintenance séparées pour le critère coût par unité de temps, ou lorsqu'il est possible de réaliser plusieurs remplacements à la fois pour le critère de disponibilité des matériels et des hommes.

2.7 E-maintenance

La maintenance s'intègre, aujourd'hui, dans un cadre plus global avec l'utilisation des TIC¹⁶. Elle se nomme la e-maintenance. Cette e-maintenance résulte d'une utilisation des TIC, d'une nouvelle façon d'envisager la production (e-manufacturing) qui découle d'une nouvelle façon d'envisager le business (e-business) qui découle d'une nouvelle façon d'envisager le travail (e-work) [114], [1].

Dans le cas d'une coopération distante, à travers des systèmes distribués, les problèmes liés aux réseaux (disponibilité, sécurité, ...) et au développement de logiciels adaptés, viennent ajouter une difficulté supplémentaire. Les travaux réalisés dans le

¹⁶ Technologies de l'Information et de la Communication

domaine organisationnel du travail coopératif assisté par ordinateur (CSCW¹⁷ en anglais) tout comme les articles et ouvrages concernant la création de plates-formes coopératives sont nombreux. Le terme coopération revêt de nombreuses significations selon le contexte dans lequel il est utilisé. Il est fréquent de le voir relié avec d'autres termes proches tels que la collaboration, la coordination voire la compétition. Parmi les exemples existants, on pourra retenir [69] :

- TEMIC¹⁸ : système automatique de surveillance et de diagnostic des pannes [103],
- OSA/CBM¹⁹ : architecture pour une maintenance conditionnelle [77],
- MIMOSA²⁰ : modèle des informations maintenance (Common Relational Information Schema (CRIS), (<http://www.mimosa.org>)),
- DYNAMITE (Dynamic Decision in Maintenance) : projet utilisant la plate-forme TELMA²¹ centré sur les composants communicants permettant à des acteurs en local auprès des équipements à maintenir, de communiquer et de collaborer avec des experts en atelier de maintenance [53], [82],
- SMMART²² : projet basé sur la combinaison de nouvelles technologies sans fil permettant de communiquer dans des environnements hostiles et de contrôler ainsi la maintenance et le cycle de vie des composants critiques [118],
- PROMISE²³ : projet ayant pour objectif de créer la technologie et les modèles d'information nécessaires aux processus tant décisionnels que commerciaux. Il

¹⁷ Computer Supported Cooperative Work

¹⁸ TELé-Maintenance Industrielle Coopérative

¹⁹ Open Systems Architecture for Condition-Based Maintenance

²⁰ Machinery Information Management Open Systems Alliance

²¹ TELé-Maintenance : développé par le CRAN (Centre de Recherche en Automatique de Nancy) : plate-forme pour l'enseignement et la recherche supportant les enseignements de la maintenance et illustrant les apports des TIC sur les processus et organisations de maintenance.

²² System for Mobile Maintenance Accessible in Real time

²³ PROduct lifecycle Management and Information tracking using Smart Embedded systems

visé à pouvoir suivre à la trace chaque produit fabriqué dans une usine et à fournir des informations actualisées le concernant. Grâce à la technologie RFID²⁴, il sera possible de connaître la situation de chaque produit, du stade de sa conception à celle de sa production, en passant par la fourniture à un client, sa réparation ultérieure ou sa revente, y compris l'étape finale de recyclage ou de destruction [9],

- le projet LAR²⁵ (armée américaine) : chaque ordinateur est équipé d'un système de vidéo-conférence, de tableaux de bord électroniques et de systèmes dits « *LAR* ». Ce projet faisant partie d'un ensemble global nommé AMC-LSE²⁶ gravite autour d'actions en maintenance assistée [46],
- le CIMS²⁷ : l'université du Wisconsin-Milwaukee développe une plate-forme appelée IMS²⁸ [79]. Cette plate-forme utilise un système multi-agent intelligent appelé Watch Dog analysant en permanence le comportement de l'état du système et prenant des décisions sur les procédures de maintenance à accomplir. Ces projets gravitent autour d'actions sur des systèmes experts avec des analyses en temps réel (<http://www.imscenter.net/>),
- PROTEUS²⁹ : l'entreprise CEGELEC en collaboration avec Schneider Electric et les laboratoires LAB, LIFC, LIP6 et LORIA, ont mené en commun le projet Européen PROTEUS. Il s'agit de développer une plate-forme générique de e-maintenance. Celle-ci utilise les services du web afin d'interconnecter les différents outils existants dans les entreprises. La consultation de documentations techniques, la commande de pièces, la gestion de la maintenance et la gestion du personnel, se font de manière transparente au sein d'un environnement distribué et hétérogène. Ces projets gravitent autour de l'accès à l'information à distance. On

²⁴ Radio Frequency IDentification

²⁵ Logistics Assistance Representatives

²⁶ Army Material Command Logistic Support Element

²⁷ Center of Intelligence Maintenance Systems

²⁸ Intelligent Maintenance Systems

²⁹ Projet européen financé par le ministère de l'économie et des finances sous la responsabilité de European Commission Initiative ITEA. Le site Internet de ce projet est : <http://www.proteus-iteaproject.com>.

pourra également retenir comme exemples les travaux de Guyennet *et al.* [62] et de Baudin *et al.* [15].

Ce mode de développement collaboratif favorise le retour d'expérience et l'influence de chaque spécialité. Muller *et al.* [96] proposent un point particulièrement complet sur les concepts adoptés en e-maintenance avec un large éventail de solutions techniques opérationnelles.

2.8 Modèles de fiabilité fonction de la maintenance

La défaillance d'un équipement peut être caractérisée par un taux (λ) appelé taux de panne. Ce taux est aussi appelé taux de défaillance, taux de hasard ou taux de mortalité. Ce terme relatif à la fiabilité des équipements ou composants est défini comme l'inverse du MTTF³⁰. Il est la limite, si elle existe, du quotient de la probabilité conditionnelle pour que l'instant T d'une défaillance d'un produit soit compris dans un intervalle de temps donné ($t, t + \Delta t$) par la durée Δt de l'intervalle de temps lorsque Δt tend vers zéro, en supposant que l'entité soit disponible au début de l'intervalle de temps (équation (1)).

On peut noter que la variable « *temps* » doit être considérée comme une unité d'usage. En effet, dans le cas de certains dispositifs, il convient de considérer : une distance parcourue, un nombre de tours, un nombre de sollicitations...

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left(\frac{1}{\Delta t} \frac{R(t) - R(t + \Delta t)}{R(t)} \right) \quad (1)$$

Avec :

- $R(t)$: nombre de composants ayant survécu jusqu'à l'instant t ,
- $R(t + \Delta t)$: nombre de composants ayant survécu jusqu'à l'instant $t + \Delta t$.

³⁰ Mean Time To Failure

Cette loi s'appuie sur le constat que l'évolution de la fonction d'intensité $\lambda(t)$ est déterminée par l'efficacité des opérations de maintenance. En pratique, une activité de maintenance est dite :

- minimale si l'état du système après réparation est le même que celui avant réparation : ABAO³¹ ($\lambda(t) = \lambda ; \forall t \geq 0$). Le taux de défaillance est constant. Il est donné par le taux initial (Figure 20),

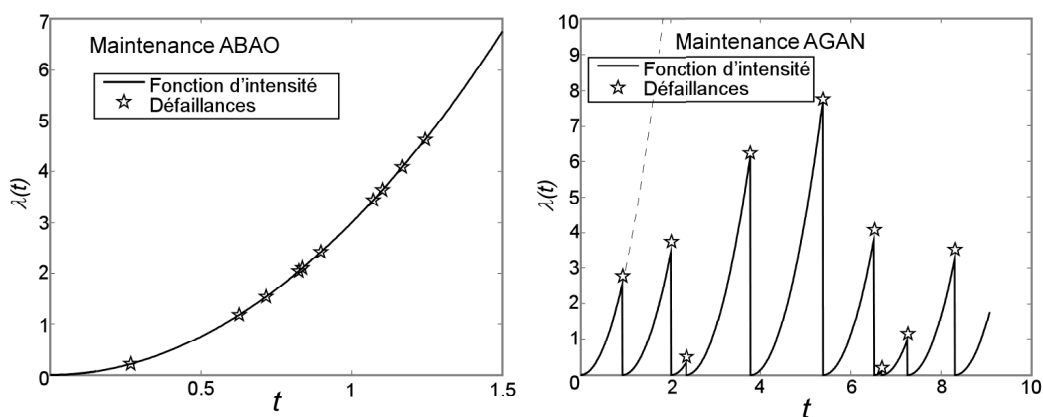


Figure 20 : Fonction d'intensité pour une maintenance ABAO et AGAN [13]

- parfaite si la maintenance remet le système à neuf : AGAN³²

$$\lambda_t = \lambda(t - T_{N_t^-}) \quad (2)$$

avec $T_{N_t^-}$ la limite à gauche du processus stochastique $N(t)$, (Figure 20). Le processus stochastique $N(t)$ qui correspond à la maintenance minimale est le processus de Poisson. Par conséquent, si nous connaissons la loi de fiabilité du système, nous connaissons les paramètres du processus. Ce type de problème, envisagé à l'origine par [64], a fait l'objet de nombreux développements ultérieurs incluant diverses variantes [101], [97], [88],

³¹ As Bad As Old

³² As Good As New

- imparfaite (modèles d'âge virtuel ou PAR³³). En pratique, lorsqu'une défaillance apparaît dans un système, seuls les composants défectueux sont remplacés ou réparés. Cela signifie alors que l'efficacité de la maintenance se trouvera entre AGAN et ABAO. De nombreux modèles sont développés dans la littérature. Doyen en fait la synthèse dans [51]. Dans cet axe de travail, les travaux de Gaudoin *et al.* [57] proposent différentes variantes pour construire des modèles stochastiques du processus des défaillances et réparations de systèmes divers. Un modèle d'âge virtuel est caractérisé par une suite de variables aléatoires positives $A = \{A_i\}_{i \geq 0}$ appelées âges effectifs et telle que $A_0 = 0$. Intuitivement, ces modèles sont basés sur l'hypothèse qu'après la $n^{\text{ième}}$ maintenance, le système se comporte comme un système neuf qui aurait fonctionné pendant une durée A_i sans tomber en panne. A_i peut donc être considéré comme l'âge virtuel du système après la $n^{\text{ième}}$ maintenance (équation (3)).

$$P(X_{i+1} > x | X_1, \dots, X_i, A_i) = P(Y > A_i + x | Y > A_i, A_i) \quad (3)$$

où Y est une variable aléatoire de même loi que X_1 .

De cette relation, il découle l'expression de l'intensité du modèle :

$$\lambda_t(N, A) = \lambda(t - T_{N_t^-} + A_{N_t^-}) \quad (4)$$

t est l'âge réel du système et $V(t) = t - T_{N_t^-} + A_{N_t^-}$ est l'âge virtuel lié aux interventions en maintenance. La suite des âges effectifs $A = \{A_i\}_{i \geq 0}$ caractérise l'efficacité des interventions de maintenance. Si nous comparons les équations (2), (3) et (4), nous constatons que le modèle de maintenance ABAO correspond à $A_i = T_i$ et que le modèle AGAN correspond à $A_i = 0$.

³³ Proportional Age Reducing

Baxter *et al.*[19] ont proposé un modèle très simple pour caractériser les âges effectifs. Ils ont supposé que l'effet de la $n^{\text{ième}}$ maintenance est de réduire l'âge virtuel juste avant la défaillance, $A_{i-1} + X_i$ d'une quantité proportionnelle à la durée écoulée depuis la maintenance précédente $B_i X_i$ avec $B_i \in [0,1]$ (équation (5)).

$$A_i = A_{i-1} + (1 - B_i)X_i \quad (5)$$

De cette relation, nous pouvons déduire facilement la relation de récurrence :

$$A_i = \sum_{j=1}^i (1 - B_j)X_j \quad (6)$$

La fonction de densité relative à ce modèle a pour expression :

$$\lambda_t(N, B) = \lambda \left(t - T_{N_t^-} + \sum_{j=1}^{N_t^-} (1 - B_j)X_j \right) \quad (7)$$

Les modèle les plus simples de Kijima [76] sont obtenus en supposant que les efficacités B_j des maintenances sont déterministes, constantes et égales à ρ , appelé facteur d'amélioration. En tenant compte de cette hypothèse, la fonction d'intensité devient :

$$\lambda_t = \lambda(t - \rho T_{N_t^-}) \quad (8)$$

En fonction de la valeur de ρ , nous pouvons modéliser tout type de maintenance :

- $\rho = 1$: la maintenance est parfaite (AGAN),
- $\rho \in]0,1[$: la maintenance est efficace,
- $\rho = 0$: la maintenance est minimale (ABAO),
- $\rho < 0$: la maintenance est nuisible.

Par conséquent, évaluer l'efficacité de la maintenance revient à estimer le paramètre ρ .

3. Conclusion

La totalité des équipements d'une installation industrielle, ou d'un processus industriel, sont soumis à des mécanismes de dégradation ou bien à des facteurs influents dus aux conditions de fonctionnement et/ou d'environnement :

- usure,
- fatigue,
- vieillissement,
- altérations physico-chimiques diverses,
- conditions d'exploitation...

Face aux défaillances qui en résultent pénalisant le TRS³⁴ (indicateur destiné à suivre le taux d'utilisation de processus) ou le TRG³⁵, le responsable de la maintenance peut se contenter de pratiquer une maintenance corrective, mais il n'évite pas ainsi les conséquences des pannes qu'il subira. Une attitude plus défensive consiste à mettre en œuvre une maintenance préventive destinée à limiter, voire à empêcher ces défaillances, mais on court alors le risque de dépenses excessives et d'indisponibilités inutiles. Aujourd'hui, devant cette situation, le responsable de maintenance avec ses équipes (Figure 21) ne doit plus se contenter de surveiller et de réparer, il doit envisager des stratégies, implanter une politique de maintenance.

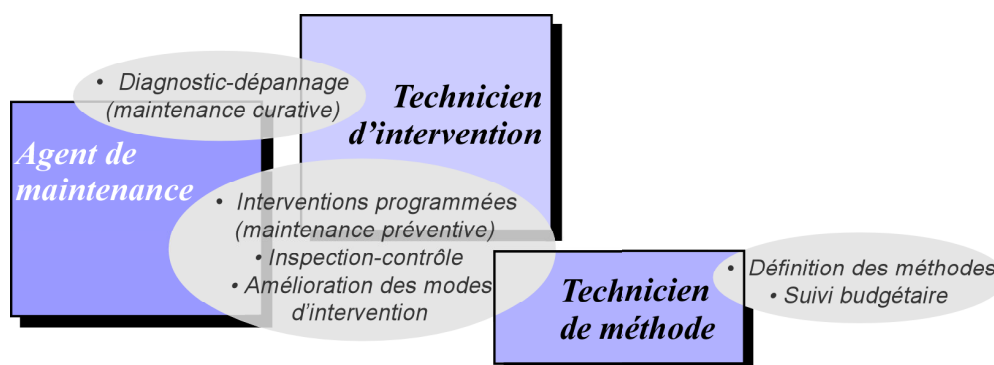


Figure 21 : Les trois emplois types de la maintenance industrielle

³⁴ Taux de Rendement Synthétique (TRS = Temps utile / Temps d'ouverture)

³⁵ Taux de Rendement Global (Taux de Rendement Global = Taux de marche x Taux d'efficacité x Taux de produits conformes)

La maintenance est avant tout un moyen de développement et d'adaptation technologique. On peut donc percevoir ce moyen comme un investissement dans la fiabilité et la disponibilité des équipements de production (Figure 22).

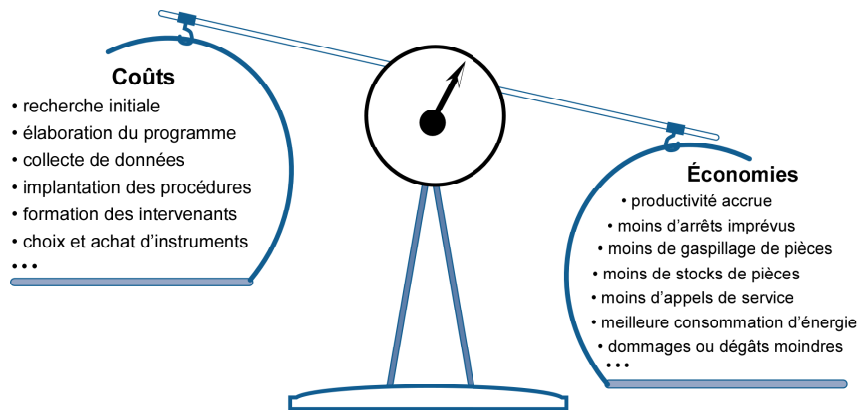


Figure 22 : La maintenance préventive sur la balance comptable

Une part du travail du responsable de la maintenance consiste à prévoir les événements et à évaluer les différentes alternatives qui s'offrent à lui pour trouver la solution optimale, ou du moins s'en rapprochant.

Se rajoute à ces différentes fonctions professionnelles, une fonction majeure, indispensable et hiérarchiquement supérieure : « *l'expert* ».

La maintenance entre droit et expertise est placée aujourd'hui dans le débat « *juridico technique* ». Dans ce débat, entre interrogations et réalités techniques, le rôle et la compétence du juge et de l'expert doivent répondre aux interrogations de la (ou des) victime(s) dans la perception et le vécu de l'accident. L'expert peut travailler en temps réel sur l'incident (maîtrise du processus) ou bien *a posteriori* par exemple :

- analyse des données d'une « *boite noire* » d'avion suite à un crash,
- analyse des données suite à un incendie, accident ferroviaire...

Dans l'entreprise, la fonction « *maintenance* » consiste de moins en moins souvent à remettre en état l'outil de production mais de plus en plus fréquemment à anticiper ses dysfonctionnements. L'arrêt ou le fonctionnement anormal de celui-ci et le non-respect des délais qui s'en suivent, engendrent des coûts que l'entreprise n'est plus capable de

supporter. Elle ne peut plus attendre que la panne se produise pour y remédier mais doit désormais, s'organiser pour procéder aux diverses opérations qui permettent de l'éviter !

« *Une nouvelle maintenance* » se développe aujourd'hui grâce aux différents travaux de recherche et aux technologies de diagnostic et de contrôle utilisant les réseaux de communication. Cette « *nouvelle maintenance* » utilise des techniques de prévision des pannes (par exemple : l'analyse des vibrations ou des huiles, ...). La littérature propose de nombreuses références.

Par analogie avec le secteur médical, cette maintenance, dite « *prédictive* » ou « *conditionnelle* », peut être assimilée à une prophylaxie³⁶ industrielle, puisqu'elle consiste en une prévention des anomalies ; alors que la gestion des pannes constatées correspond à un traitement curatif. Toutefois, cette prévention n'est pas systématique car le choix dépend de la rentabilité. Il est parfois judicieux économiquement d'attendre une panne et donc d'avoir recours à une maintenance curative si l'on maîtrise bien cette opération, alors qu'il peut s'avérer plus rentable dans d'autres cas de privilégier la prophylaxie.

Les entreprises opèrent donc des choix parmi les différents types de maintenance en fonction de multiples éléments techniques, économiques, de facteurs internes ou externes :

- la fréquence des défaillances cycliques ou aléatoires des équipements,
- les aptitudes et compétences du personnel de maintenance ou des sous-traitants,
- les politiques et modes d'organisation du travail,
- la position concurrentielle sur le marché,
- les produits...

L'objectif de ce chapitre a été de donner un large aperçu des différentes approches et stratégies opérationnelles en matière de maintenance. Notre travail, s'inscrivant dans un contexte de politique de maintenance préventive, propose à l'expert différents indicateurs

³⁶ Une prophylaxie désigne le processus actif ou passif ayant pour but de prévenir l'apparition ou la propagation d'une maladie. Le terme fait aussi bien référence à des procédés médicamenteux qu'à des campagnes de prévention ou à de « *bonnes pratiques* » adaptées.

concernant le niveau de dégradation du processus à partir d'observations collectées sur le terrain. Ainsi, notre système d'aide à la décision pourra permettre à l'expert d'éventuellement reprogrammer les interventions de maintenance, en tentant de supprimer les arrêts non contrôlés du processus. Le chapitre II présentera différentes approches dans la modélisation des dysfonctionnements d'un système ou d'un processus. Les chapitres III et IV nous permettront de présenter et d'étayer par l'exemple, différentes situations industrielles pour lesquelles nous avons travaillé.

CHAPITRE II

APPROCHE CLASSIQUE POUR LA MODELISATION DES DYSFONCTIONNEMENTS D'UN SYSTEME

Dans ce deuxième chapitre, nous présentons différentes approches « *classiques* » pour la modélisation des dysfonctionnements d'un système ou d'un processus. L'état de l'art que nous proposons ci-dessous, sans être exhaustif, concerne l'ensemble des méthodes de modélisation. Il a pour ambition de synthétiser les résultats de cette étude bibliographique mais également d'introduire et d'exposer les concepts principaux qui sont présentés dans la suite de ce document.

Principalement utilisée lorsque le nombre de données de retour d'expérience est suffisamment important, cette approche dysfonctionnelle des systèmes consiste à identifier les conditions qui peuvent conduire à des défaillances et à prévoir les conséquences sur la fiabilité, la maintenabilité, la disponibilité et la sécurité des systèmes en cours de conception ou déjà opérationnels [149]. Elle est réalisée à partir d'informations diverses dont le tri et l'analyse permettent de concevoir un modèle du système.

Les informations nécessaires à l'analyse sont :

- la description du système réel : structures physiques et fonctionnelles,
- les caractéristiques des composants du système et des interactions entre eux (modes de défaillance et leurs conséquences, ...),
- les relations entre le système et son environnement,
- la prise en compte des erreurs humaines en phase d'exploitation.

1. Description des méthodes d'analyse prévisionnelle

Les méthodes d'analyse prévisionnelle se répartissent en deux grandes familles qui se différencient par les techniques de raisonnement [136] :

- les méthodes inductives (bottom up) partent des causes des défaillances et remontent jusqu'aux conséquences que l'on souhaite éviter,
- les méthodes déductives sont au contraire des méthodes descendantes (top down) : on part de l'évènement indésirable et on recherche toutes les causes susceptibles d'entraîner cet évènement [149].

La mise en œuvre de ces méthodes rend indispensable des décompositions hiérarchiques matérielles ou fonctionnelles du système. Certaines d'entre-elles permettent une quantification des probabilités des risques encourus (à condition de disposer d'un retour d'expérience de qualité, c'est-à-dire fiable et bénéficiant d'un programme d'assurance qualité). Certains secteurs industriels privilégient des méthodes et/ou outils pour leurs études de sécurité et de définition de leurs stratégies de maintenance :

- **Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets (AMDE**, années 60, aéronautique), **Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité (AMDEC**, années 60, NASA), **Failure Mode, Effects and Criticality Analysis (FMECA)**,
- **Analyse Préliminaire des Dangers (APD)**, analyse préliminaire des risques (années 60, aéronautique),
- **HAZard and OPerability study (HAZOP**, années 70, industries chimiques),
- **Méthode du Diagramme de Succès ou de Fiabilité (MDS ou MDF**, années 60), **Reliability Block Diagram Method (RBDM)**,
- **Méthode de la Table de Vérité (MTV)**, **Méthode de la Table de Décision (MTD)**,
- **Méthode de l'Arbre des Causes (MAC**, années 60), **Failure Tree Method (FTM)**,
- **Méthode des Combinaisons de Pannes Résumées (MCPR)** (années 70, aéronautique),

- Méthode de l'Arbre des Conséquences ou des Arbres d'Evénements (**MACQ** ou **MAE**, années 70, nucléaire), **Event Tree Method (ETM)**,
- Méthode du Diagramme Causes-Conséquences (**MDCC**, années 70, nucléaire), **Cause-Consequence Diagram Method (CCDM)**,
- Méthode de l'Espace des Etats (**MEE**), années 50, processus de Markov,
- Réseau de Petri (années 60), ...

L'intégralité de ces méthodes et outils ne sera pas développée dans la suite de ce chapitre. Nous privilégions ici les méthodes et outils utilisés dans le cadre de cette thèse (étude d'un système réparable dont l'évolution au cours du temps est modélisée par un processus stochastique dans un espace d'états fini). Néanmoins, nous proposons au lecteur dans la conclusion de ce chapitre, un bilan complet concernant les avantages, inconvénients et utilisation courante concernant les différents points évoqués ci-dessus (Tableau 5).

2. Méthodes de modélisation de l'Espace des Etats (MEE) : état de l'art

2.1 Introduction

Cette approche est assez ancienne (années 50) et s'est d'abord développée pour l'étude des processus stochastiques « *markovien* ». L'approche markovienne est la doyenne des méthodes mises en œuvre pour le traitement probabiliste des systèmes ou processus se comportant dynamiquement [115], [92], [78]. On considère le système comme un ensemble de composants pouvant se trouver dans un nombre fini « *d'états* » de fonctionnement ou de panne (il est possible d'admettre des états dits « *dégradés* »). Généralement pour la méthode d'espace des états, le système est modélisé sous forme d'états : l'état i dans lequel se trouve le système à un instant t ne dépend que des états $(i-1)$ ou $(i+1)$. Le passage d'un état à un autre se réalise suivant une loi exponentielle, les taux de défaillance λ et de réparation μ sont souvent supposés constants. Les différents états de fonctionnement et de panne peuvent être représentés par un graphe où l'on fait apparaître

la possibilité de passage d'un état à l'autre (Figure 23). C'est ce que l'on appelle un graphe de transition. Les probabilités de passage d'un état à l'autre caractérisent la disponibilité du système. La probabilité de fonctionnement d'un système se stabilise vers une valeur constante au cours du temps si le système possède un régime permanent. C'est l'asymptote de la fonction de disponibilité $A_{(t)}$. L'application industrielle de Deniau *et al.* [47], qui est un exemple particulier, conduit à développer un modèle qui repose sur le concept de réparation minimale enrichi par l'introduction de l'actualisation des données. L'optimisation est basée sur le concept de maximisation du revenu global d'exploitation.

On dispose donc d'un ensemble d'états de composants qui, combinés, permettent de définir l'ensemble des états du système. Cet ensemble est divisé en deux sous-ensembles (Figure 23) :

- état de fonctionnement,
- état de panne.

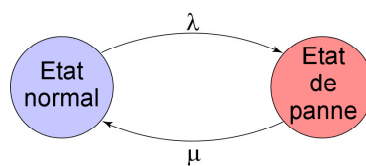


Figure 23 : Modèle markovien

Ces états doivent être définis préalablement. Dans le cas de n composants « binaires », on obtient un nombre maximal de 2^n états. Ensuite, il faut recenser toutes les « transitions » possibles entre les différents états du système en identifiant leurs causes.

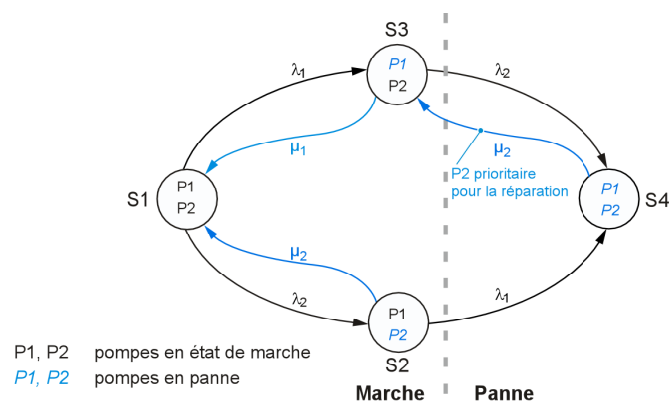


Figure 24 : Exemple de graphe de Markov [115]

La Figure 24 illustre un système constitué de deux pompes P1 et P2 interdépendantes par le biais d'une équipe de réparateurs unique pour en assurer la maintenance. Les probabilités de transition sont données par λ_i (taux de défaillance du matériel i) et par μ_i (taux de réparation du matériel i). Lorsque P1 et P2 sont simultanément en panne, il est nécessaire de définir la politique de maintenance à mettre en œuvre en considérant dans un premier temps que P2 est prioritaire pour la réparation [115].

Ces modèles stochastiques sont des représentations de systèmes dynamiques basées sur les lois de probabilité. Toutes ces lois qui régissent à partir de divers phénomènes pris en compte, sont de nature exponentielle et un tel processus stochastique est dénommé processus de Markov homogène [115], [111].

Souvent, lorsque l'on observe un système, on est capable de trouver intuitivement des règles que le système suit, au moins globalement. L'approche la plus employée consiste à prendre le cas moyen, celui qui ressemble le plus à toutes les observations, et à considérer qu'il modélise le système de façon suffisante. La variance du processus, autour du cas moyen, est tout simplement ignorée.

L'approche statistique consiste à tenir compte de chacune des différentes possibilités, tout en lui attribuant une probabilité qui exprime la fréquence de ses occurrences. Ainsi, plus un cas se produira souvent, plus sa probabilité sera importante.

L'étude des processus stochastiques a commencé au XVII^{ème} siècle avec Pascal et s'est poursuivie au XX^{ème} siècle grâce à un mathématicien Russe, Markov Andreï Andreïevitch. Son étude statistique du langage l'a conduit à formuler l'hypothèse markovienne, qui peut se résumer ainsi : « *L'évolution future d'un système ne dépend que de son état présent* ».

Autrement dit, cette hypothèse implique que l'état courant du système contient toute l'information apportée par le passé. C'est donc une hypothèse très forte, mais qui semble relativement logique. En pratique, on constate que peu de systèmes satisfont pleinement cette condition. Cependant, l'utilisation de modèles markoviens sur des systèmes ne satisfaisant pas pleinement les conditions markoviennes fournit des résultats

pertinents (travaux en reconnaissance de la parole [109], traitement d'images [10], biosciences [60], reconnaissance de l'écriture [12]...).

Des travaux originaux de Meier-Hirmer *et al.* [89] montrent qu'il est possible de modéliser, à l'aide d'un processus markovien de saut, l'usure des pièces caténares pour la SNCF. La Figure 25 montre la hiérarchie de ces modèles. Dans ce diagramme, les modèles les plus simples sont au sommet, et chaque modèle dérivé ajoute de nouveaux paramètres (entre parenthèses), ainsi que de nouvelles fonctions.

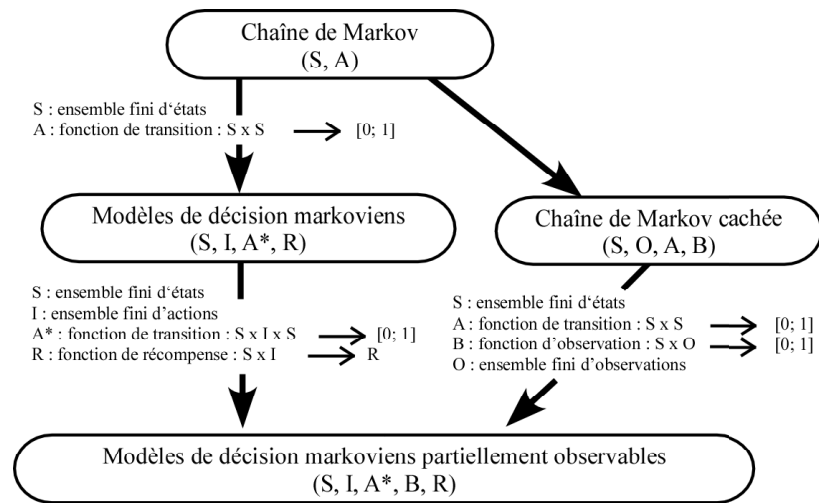


Figure 25 : Diagramme des modèles markoviens [71]

Néanmoins, comme l'évoquent Bouissou *et al.* [25], les graphes de Markov, qui sont pourtant les plus simples des modèles comportementaux, sont bien plus difficiles à construire et à exploiter que les modèles structurels (ou statiques) comme les arbres de défaillance, qui font l'hypothèse de l'indépendance des différents processus élémentaires de panne et de réparation au niveau de chaque composant.

En effet, on est confronté à de difficiles problèmes de :

- modélisation si l'on utilise un formalisme de description trop pauvre, comme par exemple les diagrammes de fiabilité plus ou moins « enrichis » proposés par un grand nombre d'outils du commerce,
- validation des modèles produits si l'on utilise un formalisme plus général, mais peu lisible comme pour les réseaux de Petri,

- calculs, car on a très vite fait, quel que soit le modèle utilisé, d'atteindre les quelques millions d'états pour des systèmes complexes qui sont la limite actuelle de la plupart des logiciels.

2.2 Processus markoviens, systèmes markoviens homogènes, modèle de Markov caché

L'hypothèse markovienne est formulée en termes de probabilités conditionnelles. Un processus est dit « *markovien* », si les probabilités de transition ne dépendent que de l'état le plus récent du système (Figure 26). On parlera aussi de chaînes de Markov si le processus est discret (temps à valeurs entières). Nous pouvons remarquer que, sous certaines conditions, un processus markovien peut tendre vers un régime stationnaire (notion de disponibilité asymptotique).

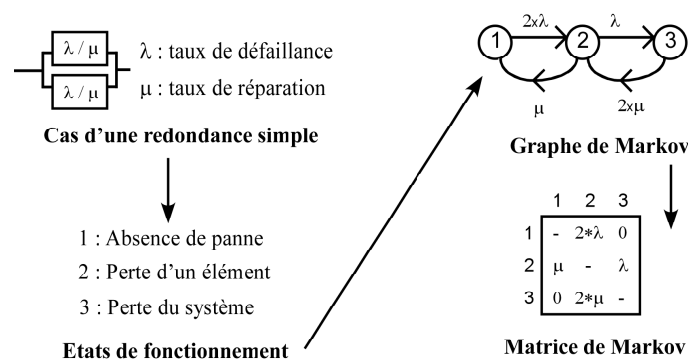


Figure 26 : Graphe et matrice de Markov

Si les transitions entre les états se caractérisent par des taux constants (indépendants du temps : densité de probabilité de type exponentiel), le processus est dit « *markovien homogène* » [149].

L'étude d'un tel système nécessite la résolution d'un système d'équations différentielles linéaires $\frac{dP}{dt} = P \times M$ dans lequel P est le vecteur de probabilité :

- $P(t) = [P_1(t) P_2(t) \dots P_n(t)]$, $P_i(t)$ probabilité de se trouver dans l'état à l'instant t et M (matrice génératrice).

De nombreuses méthodes analytiques et numériques permettent de résoudre ce type d'équations (transformation de Laplace, exponentiation de matrices, intégrations numériques, calculs de valeurs propres, ...) et d'obtenir fiabilité, disponibilité et maintenabilité en fonction du temps.

Dans le cas d'une représentation stochastique (ou aléatoire), un modèle de Markov est un type particulier de processus stochastique qui vérifie deux conditions :

- l'état au temps t du processus ne dépend que de son état au temps $t-1$:

$$P(X_t = S_j | X_1 = S_{i_1}, \dots, X_{t-1} = S_{i_{t-1}}) = P(X_t = S_j | X_{t-1} = S_{i_{t-1}})$$
 avec
 X_1, X_2, \dots, X_N une séquence de variables aléatoires fondées sur l'ensemble fondamental \mathbb{S} ,
- la probabilité de passage d'un état S_i à un état S_j ne varie pas avec le temps : $\forall t, 1 < t \leq N, P(X_t = S_j | X_{t-1} = S_i)$.

Un modèle de Markov peut donc être décrit par une matrice de transition T telle que : $T(S_i, S_j) = P(X_t = S_j | X_{t-1} = S_i), 1 < t \leq N$ avec $T(S_i, S_j) \geq 0, \forall S_i, S_j$ et $\sum_{S_j=1}^N T(S_i, S_j) = 1, \forall S_i$.

L'état du processus à l'instant 1 donc la loi de probabilité notée π , de la variable X_1 sera décrit par : $\pi(S_i) = P(X_1 = S_i)$.

Les Modèles de Markov Cachés (MMC) sont une famille d'outils mathématiques probabilistes parfaitement adaptés à la modélisation de séquences temporelles. C'est au début des années 70 que les modèles markoviens cachés ont véritablement connu leur essor en traitement du signal, essentiellement dans le cadre de la reconnaissance automatique de la parole. Ceci s'explique en partie par la découverte [17] d'une procédure générale d'ajustement des paramètres des modèles aux caractéristiques d'une information à reconnaître et d'un algorithme de décodage [134] utilisé en théorie de l'information, puis adapté par la suite au décodage des états cachés de la chaîne.

Depuis lors, moyennant l'introduction de nouveaux éléments de modélisation, le cadre théorique des modèles markoviens cachés s'est considérablement élargi tandis que les approches par MMC se sont généralisées à d'autres domaines d'application : les travaux

en reconnaissance de la parole [109] ; traitement d'images [10] ; biosciences [60] ; reconnaissance de l'écriture [12], ...

Aujourd'hui, les réseaux bayésiens dynamiques peuvent être perçus comme les héritiers des MMCs. La richesse de modélisation est beaucoup plus importante avec des réseaux bayésiens dynamiques, dans la mesure où le contexte utilisé pour définir les observations peut incorporer plusieurs états cachés. Les réseaux bayésiens permettent également de modéliser des processus en interaction et donc de fusionner différents types d'information. Les Chaînes de Markov Cachées (CMCs), étant des chaînes de Markov homogènes, modélisent des phénomènes aléatoires. On suppose que ceux-ci sont composés, à un premier niveau, d'un processus aléatoire de transition entre des états inobservables (les états cachés) et, à un second niveau, d'un autre processus aléatoire qui, pour chaque état, engendre des valeurs observables (appelées observations).

Un processus de MMC peut être observé à travers un autre ensemble de processus qui produit une suite d'observations. Les états ($\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$) sont cachés, mais ils peuvent être estimés à travers des processus stochastiques qui produisent les séquences d'observations ($\mathbf{O} = \{o_1, o_2, \dots, o_t\}$). Ces modèles cachés permettent de représenter des processus plus complexes que ceux représentés par des modèles de Markov. Un MMC est défini par le triplet de matrices noté $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \Pi)$ qui suppose implicitement la connaissance de N (nombre d'états) et de M (nombre de symboles).

La matrice de distribution des probabilités de transition entre états est caractérisée par :

$$\mathbf{A} = \{a_{ij} = P(S_j | S_i)\}; \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \quad (9)$$

La matrice de distribution des probabilités de génération des symboles est caractérisée par :

$$\mathbf{B} = \{b_i(o_\tau) = P(o_\tau | S_i)\}; \sum_{j=1}^M b_i(o_j) = 1 \quad (10)$$

La matrice de distribution des probabilités initiales est caractérisée par :

$$\Pi = \{\pi_i = P(S_i)\}; \sum_{i=1}^N \pi_i = 1 \quad (11)$$

La topologie d'une CMC dépend directement des éléments non nuls de la matrice de transition.

En particulier, pour une CMC dont la matrice A est pleine (aucun terme nul) : toutes les possibilités d'évolution sont permises (Figure 27a). Les CMCs dont la matrice de transition est triangulaire supérieure sont appelées modèles gauche-droite (Figure 27b). Ils sont particulièrement adaptés à la modélisation de processus temporels.

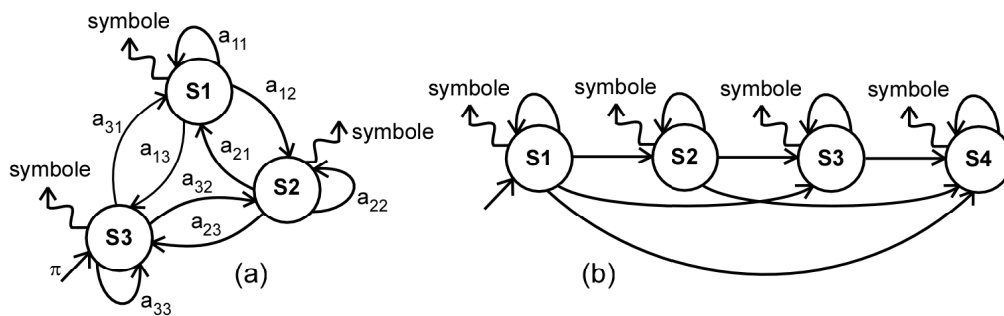


Figure 27 : Graphe d'états d'une chaîne de Markov cachée complète. (a) chaîne à topologie « totale » (N = 3) et (b) chaîne à topologie gauche-droite (N = 4)

Pour exemple d'application, posons « le langage du surfeur » Figure 28 :

- le surfeur ne connaît que quatre expressions : « ça farte », « casssééé », « PointBreak » et « Yeah »,
- le surfeur n'a que trois activités : surfer, bronzer et nager,
- toutes les ½ heures, il change d'activité et dit un mot !
- le mot et le changement d'activité dépendent uniquement de ce qu'il faisait jusqu'à présent.

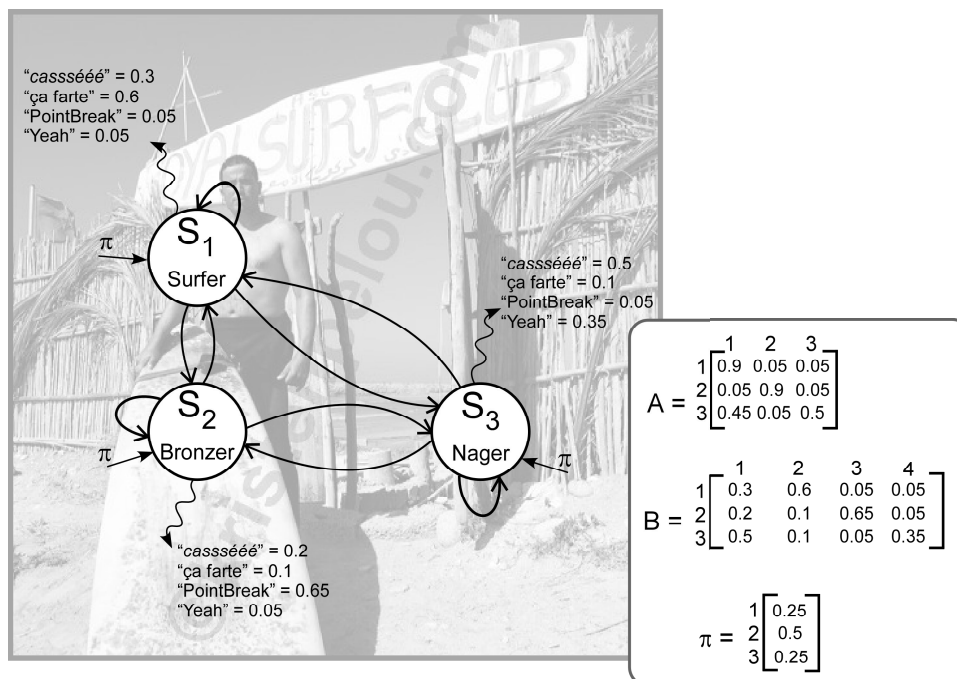


Figure 28 : Modélisation « du langage du surfeur »

Le processus sous-jacent peut être modélisé (par exemple) par un MMC à N états, où ce que fait le surfeur est modélisé par une distribution probabiliste propre à chaque état. Le passage d'une activité (état) à une autre est modélisé par les probabilités de transition d'un état vers un autre. Pour quatre observations, « ça farte », « casssééé », « PointBreak » et « Yeah » (les symboles) et trois états (surfer, bronzer et nager) suite à un apprentissage, nous pourrions spécifier le modèle $\lambda = (A, B, \Pi)$ (Figure 28). L'observation des activités du surfeur sur une période suffisamment grande permet d'estimer les paramètres du modèle. Les outils existent pour effectuer ces apprentissages sans *a priori*.

Nous présenterons plus en détail dans le chapitre IV, les outils que nous avons choisis d'adopter et d'utiliser concernant notre approche utilisant des MMCs.

2.3 Les réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens construits à partir de recueils d'expertise, sont des modèles graphiques interprétés, probabilistes, permettant d'effectuer automatiquement des

raisonnements rigoureux en présence d'incertitudes [44]. Il est possible de représenter des relations qualitatives et quantitatives entre plusieurs variables au travers de dépendances et de probabilités conditionnelles à partir de systèmes experts probabilistes (Figure 29).

D'un point de vue mathématique, un réseau bayésien encode efficacement la distribution de probabilité conjointe (multidimensionnelle) de l'ensemble de variables décrivant le système modélisé. Pour justifier le terme de réseau bayésien, nous pouvons rappeler le théorème de Bayes. Soient deux évènements A et B , nous avons :

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)p(A)}{p(B)} \quad (12)$$

Exemple (Figure 29) : connaissances médicales sur les maladies pulmonaires. « *TbOuCa* » est un nœud auxiliaire, introduit pour simplifier le modèle, qui dépend de manière déterministe de ses parents (OU logique entre « *Tuberculose* » et « *Cancer* »). La dépendance non-déterministe entre « *Difficulté Respiratoire* » et ses parents (« *TbOuCa* » et « *Bronchite* ») est représentée par un tableau de probabilités conditionnelles.

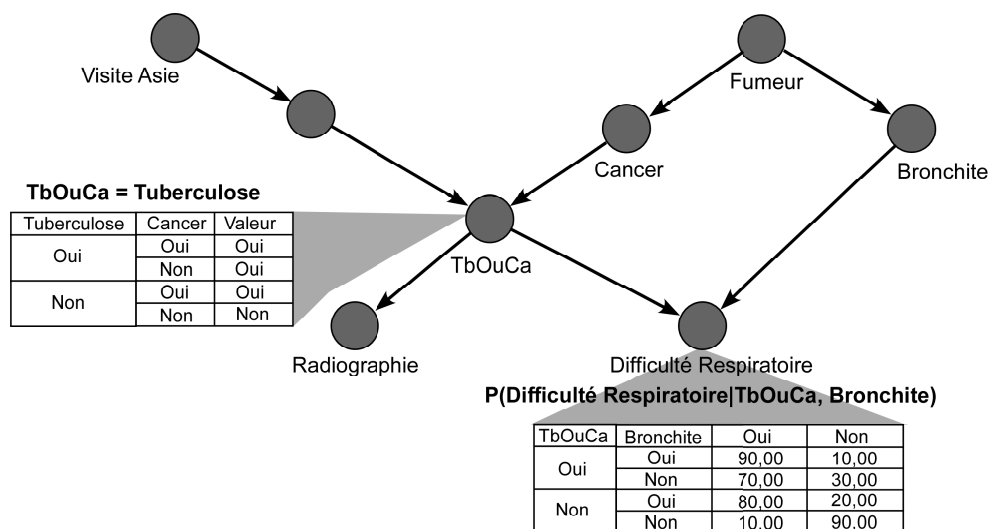


Figure 29 : Connaissances médicales sur les maladies pulmonaires [44]

Cette représentation repose sur un graphe orienté sans circuit dans lequel chaque nœud correspond à une variable du système et chaque arc (symbolisé graphiquement par une flèche) représente une dépendance directe entre les variables reliées.

La forme et la force des dépendances entre les variables sont donc quantifiées, au niveau de chaque nœud du réseau bayésien, par les distributions de probabilités des variables « *filles* » conditionnellement aux valeurs de leurs « *parents* ».

Utilisée en fiabilité [65], [40], [28], cette méthode tend à répondre depuis quelques temps aux problématiques d'optimisation de la politique de maintenance à partir de jugements d'experts, des variables agissant sur la dégradation ou la défaillance du système maintenu. Pour exemples et pouvant donner aux réseaux bayésiens une dimension dynamique, on pourra retenir :

- la modélisation de la fiabilité de systèmes complexes pour l'optimisation de stratégie de maintenance [140],
- la simulation de l'évolution du comportement d'un système dans une approche de pronostic [95],
- la description globale des différents phénomènes mise en jeu pour l'optimisation de la maintenance [63].

2.4 Réseaux de Petri stochastiques

La définition d'un processus stochastique nécessite dans un premier temps d'explicitier l'espace d'états E du phénomène, cet espace d'états devant être si possible minimum, c'est-à-dire, dans le cas discret, tel que pour tout $i \in E$, la probabilité pour le système modélisé d'être dans cet état soit non nulle. Un réseau de Petri (RdP) stochastique est un réseau de Petri dans lequel est associée à chaque transition, une variable aléatoire à valeurs réelles positives. Ces variables modélisent alors une durée aléatoire de sensibilisation. Une transition t de durée de sensibilisation τ constante correspond alors à une variable aléatoire de loi, la mesure de Dirac au point τ . Lorsque $\tau = 0$, la transition sera appelée immédiate, elle sera tirée en priorité sur les transitions pouvant être temporisées [84].

D'autres lois de probabilité (Exponentielle, Weibull, Uniforme, ...) régissent les délais aléatoires de franchissement des transitions [56]. En général, la probabilisation des franchissements des transitions est obtenue à l'aide des RdP temporisés, [43] et [6]. Dans les RdP temporisés, une durée de franchissement est associée à chaque transition, ce qui

représente le temps d'attente entre l'instant d'autorisation et le franchissement de la transition. Dans les RdP stochastiques (SPN³⁷), ce temps d'attente est une variable aléatoire. Dans le cas le plus simple, on suppose que la variable aléatoire associée à une transition t est distribuée selon une loi exponentielle avec le paramètre $\alpha_t = 1/(\text{temps d'attente moyen})$ [4]. La Figure 30 présente un exemple de réseau stochastique, qui modélise n équipements pouvant tomber en panne suivant une loi exponentielle de paramètre λ et être réparés suivant une loi exponentielle de paramètre μ .

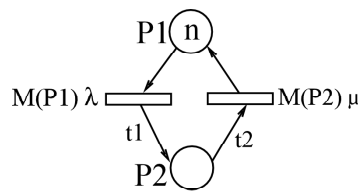


Figure 30 : Exemple d'un RdP stochastique

Il est nécessaire, dans certains cas, d'affecter une distribution discrète de probabilité sur un sous-ensemble de transitions. Ceci s'avèrera utile, dans la modélisation du choix aléatoire d'un état parmi plusieurs, après l'arrivée d'un certain évènement (Figure 31). La probabilité de réussite du démarrage est égale à $\frac{\omega_1}{\omega_1 + \omega_2}$ [84].

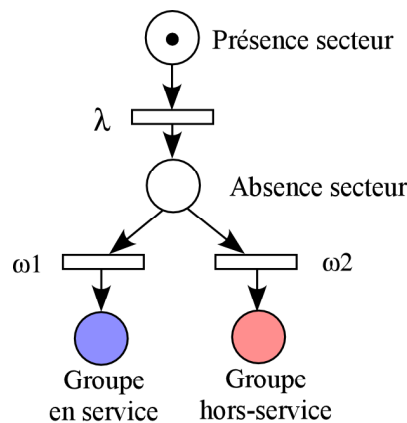


Figure 31 : RdP modélisant une procédure de démarrage d'un groupe électrogène suite à une panne secteur

³⁷ Stochastic Petri Nets

Aghasaryan [4] apporte une attention particulière à l'extension des SPN ; la plus utilisée étant les réseaux de Petri stochastiques généralisés (GSPN) [5], [6].

Les GSPN sont obtenus en définissant deux classes de transitions :

- les transitions immédiates,
- les transitions temporisées.

Ces dernières ont la même signification que dans les SPN standards. Les transitions immédiates, par contre, ont une durée de franchissement nulle, et elles ont donc une priorité de tir supérieure par rapport aux transitions temporisées (si les deux types de transitions sont autorisés dans le même marquage, alors naturellement ce sont les transitions immédiates qui « tirent » d'abord³⁸). Les marquages où seules des transitions temporisées sont autorisées sont appelés tangibles. Les autres (où au-moins une transition immédiate est franchissable) sont les marquages transitoires. Les marquages tangibles représentent des états où le système reste pendant une durée non nulle. Par contre, dans les marquages transitoires, les changements logiques se produisent sans temps d'attente [4].

On pourra également retenir comme exemple, les travaux de Zille *et al.* [146]. Les auteurs proposent à partir d'une démarche OMF, une modélisation en tenant compte des mécanismes de dégradation, de l'efficacité des actions de maintenance (dans le cadre d'une politique de maintenance préventive) et des relations complexes existantes entre différents facteurs influant le niveau de dégradation du processus maintenu. Parmi les nombreux éléments intéressants dans la démarche, les auteurs proposent d'associer un modèle « *dégradation / défaillance* » décrivant le comportement du système multi-composants associé à un modèle « *politique de maintenance - OMF* » (Figure 32).

³⁸ Dans le cas le plus général, les transitions immédiates peuvent à leur tour appartenir à différents niveaux de priorité, mais cela n'est pas considéré ici.

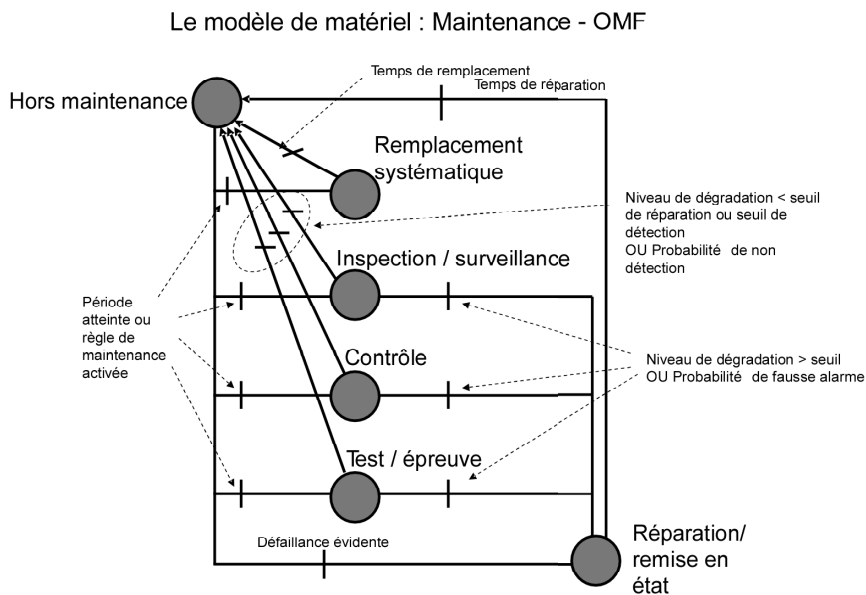
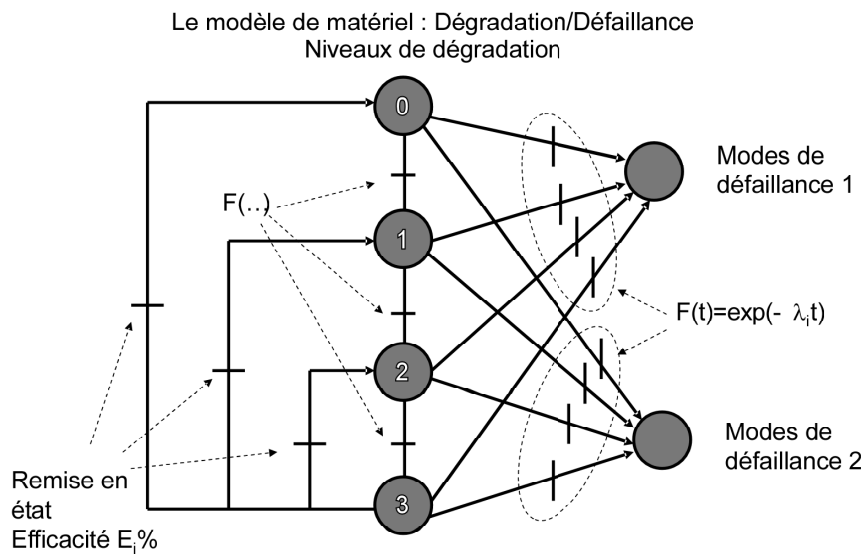


Figure 32 : Deux modèles en concurrence [145]

3. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons souhaité montrer plusieurs approches pour la modélisation des dysfonctionnements d'un système. Ces approches sont également largement reprises dans [4]. Pour apporter une lisibilité plus concaténée des avantages, inconvénients et utilisation courante des différentes méthodes, le lecteur pourra se reporter au Tableau 5 adapté de [61], [110], [86], [123].

	Avantages	Inconvénients	Utilisation courante
Arbre des causes ou de défaillance (MAC/MAD)	-facile à lire, -considération des combinaisons d'évènements pouvant conduire in fine à un évènement redouté, -permet de disposer de critères pour déterminer les priorités pour la prévention d'accidents potentiels (si l'estimation des probabilités d'occurrence des évènements est réalisée au préalable).	-analyse fastidieuse (si application à tout un système), -identification des évènements les plus graves, -facilite la détermination des causes immédiates, nécessaires et suffisantes.	-appliquée dans de nombreux domaines tels que l'aéronautique, le nucléaire, l'industrie chimique... -analyse <i>a posteriori</i> les causes d'accidents qui se sont produits.
Table de vérité et table de décision (MTV, MTD)	-simple à utiliser, à expliquer, à comprendre, à informatiser, -nécessite l'étude de toutes les combinaisons d'états de fonctionnement et de panne d'un composant.	-analyse binaire, -aucun degré d'incertitude, -plus applicable dès que le nombre de composants est grand.	-système très simple, ne devant qu'apporter des solutions binaires (oui/non, vrai/faux).
Arbre de conséquences arbres d'évènements (MACQ ou MAE)	-permet d'examiner, à partir d'un évènement initiateur, l'enchaînement des évènements pouvant conduire ou non à un accident ou incident potentiel, -étude de l'architecture des moyens de sécurité (prévention, protection, intervention) existants ou pouvant être envisagés sur un site ou sur un processus, -analyse d'accidents <i>a posteriori</i> .	-rapidement lourde à mettre en œuvre, -discernement de l'évènement initiateur qui fera l'objet de cette analyse.	-utilisée dans le domaine du nucléaire et d'autres secteurs d'activités, -complexité proche de celle de l'analyse par arbre des défaillances, -permet d'estimer les probabilités d'occurrence de séquences accidentelles, -utilisée dans le domaine de l'analyse après accidents en vue d'expliquer les conséquences observées résultant d'une défaillance du système.
Diagramme causes-conséquences (MDCC)	-analyse des systèmes (ordre dans lequel surviennent les défaillances est important), -caractère presque simultané de l'analyse déductive des causes, et de l'analyse inductive des conséquences d'un même évènement.	-difficile à utiliser pour une analyse d'un système trop complexe.	-utilisée dans le cadre des risques liés à la santé et la sécurité au travail, -concept utilisé dans l'évaluation des performances d'un système.
Processus markoviens	-plusieurs méthodes probabilistes utilisent les modèles de Markov, -fondés sur des processus de temps continus, -interprétations directes de résultats sur l'évolution d'un système sur lequel on dispose de mesures avec une périodicité irrégulière (par exemple des mesures espacées d'une semaine, ensuite d'un mois, puis six mois et un an) sans que ceci constitue un problème. l'analyse déductive des causes, et de l'analyse inductive des conséquences d'un même évènement.	-devient difficile si il y a une « explosion » combinatoire du nombre d'états susceptibles d'être occupés par le système dont on souhaite modéliser le comportement, -impossibilité de traiter des opérations de synchronisation, ou de parallélisme entre processus.	-champ d'applications pluridisciplinaires. l'évaluation des performances d'un système.
Réseaux Bayésiens	-Outil d'inférence avec incorporation de connaissances sur le domaine, -permet de modéliser des relations non déterministes,	-son application nécessite des probabilités dont la détermination requière typiquement de grandes quantités de données ou	-La première application des réseaux bayésiens est le diagnostic. Connaissant la panne, un système basé sur des réseaux bayésiens

	-associe des probabilités aux prédictions, ce qui est utile dans les nombreux domaines où les connaissances sont incertaines.	plusieurs connaissances <i>a priori</i> , -nécessite un coût de calcul relativement élevé pour déterminer l'hypothèse optimale dans un cas général, -la compréhension des réseaux peut devenir difficile avec plusieurs variables et/ou plusieurs liens de dépendances.	pourra déterminer les causes les plus probables ayant entraîné le problème. Toutefois, les réseaux bayésiens sont aussi utilisés pour faire de la classification. Son utilisation est pluridisciplinaire.
Réseaux de Petri stochastiques	-outils performants de modélisation, d'analyse et d'évaluation des systèmes à événements discrets, -support graphique naturel qui est d'une aide précieuse dans l'analyse. -possèdent des propriétés analytiques qui permettent une évaluation simple du comportement du système étudié.	-lecture difficile parfois, -nécessite des outils de simulations performants et donc coûteux.	-largement exploités dans la modélisation et l'évaluation des systèmes de production et en particulier les systèmes flexibles de fabrication, -utilisé dans l'évaluation des performances des systèmes informatiques (approche de la théorie des files d'attente), -nombreuses applications en télécommunications, robotique mobile...

Tableau 5 : Avantages, inconvénients, utilisation courante des différentes méthodes

Dans notre approche de travail initiale et développée dans le chapitre IV, il nous a fallu avoir une démarche « *probabiliste* » de manière à pouvoir envisager la quantification du niveau de dégradation du processus maintenu. Nous avons pour cela, plusieurs possibilités : les réseaux de Petri, les réseaux bayésiens, l'approche markovienne. Nous avons décidé d'utiliser une mise en œuvre de MMC en raison de la facilité d'utilisation et des résultats déjà existants sur certains points (en particulier : sur l'**Evaluation** : connaissant un modèle et une séquence observée, quelle est la vraisemblance de la séquence qui est produite par le modèle ? ; sur le **Décodage** : connaissant le modèle et la séquence observée, quelle est la séquence d'états cachés la plus vraisemblable ? ; sur l'**Apprentissage** : connaissant un modèle et une séquence d'observations, quels sont les paramètres qui ont généré cette séquence ?). Quelques tests prometteurs réalisés, nous ont confortés dans notre choix.

CHAPITRE III

FIABILITE, DISPONIBILITE ET FONCTIONS DE SURVIE D'UN SYSTEME

« La sécurité est souvent une notion utilisée de façon subjective et, pour la traduire en termes opératoires d'aide à la décision, il s'avère indispensable de développer des approches quantitatives » [132]. Dans ce troisième chapitre, nous présentons le contexte général de la sûreté de fonctionnement associé à la notion de fiabilité et aux fonctions de survie d'un système ou d'un processus. Nous ferons un point sur les principales lois de probabilités utilisées en fiabilité. Enfin, en nous basant sur les travaux de Villemeur [132], nous étayerons notre travail à partir d'une étude non paramétrique et semi-paramétrique des durées de vie sur deux processus industriels (l'un continu, l'autre discontinu) pour lesquels nous avons travaillé.

1. La sûreté de fonctionnement

La *Sûreté de Fonctionnement* (SdF) appelée : « science des défaillances », s'est développée principalement au cours du XX^{ème} siècle. D'autres désignations existent suivant les domaines d'application : analyse des risques (exemple : milieu pétrolier), cyndinique (science du danger). On peut retrouver dans la littérature les termes FMDS³⁹ et RAMS⁴⁰ en anglais. Elle se caractérise à la fois par les études structurelles statiques et dynamiques des systèmes, du point de vue prévisionnel mais aussi opérationnel et expérimental (essais, accidents), en tenant compte des aspects probabilistes et des conséquences induites par les défaillances techniques et humaines. Cette discipline est fédérée en France, par l'Institut pour la Maîtrise des Risques et la Sûreté de Fonctionnement (IMdR-SdF : <http://www.imdr.fr/sommaire/index.php>).

³⁹ Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité, Sécurité

⁴⁰ Reliability, Availability, Maintainability and Safety

Elle intervient non seulement au niveau des systèmes déjà construits mais aussi au niveau conceptuel pour la réalisation des systèmes.

Elle est actuellement un domaine incontournable pour les industries à risques mais aussi, de plus en plus, pour toute l'industrie, en raison de sa corrélation avec la notion de qualité, les problèmes ergonomiques (relation Homme-Machine) et l'impact sur l'environnement. Jusqu'avant la seconde guerre mondiale, la sûreté de fonctionnement est demeurée plus un art empirique qu'une science exacte. Moussa *et al.* [94] proposent un schéma récapitulatif des principales méthodes pour la sûreté de fonctionnement des systèmes industriels.

Les mots *sûreté* et *sécurité* ont la même racine étymologique (latin *securus* : sûr). La sécurité, en particulier en France, implique actuellement les aspects réglementaires de la sécurité des personnes. C'est ainsi que les comités « *hygiène et sécurité* » ont vu leur apparition dans les établissements commerciaux et industriels. Le terme sûreté est plutôt utilisé par les techniciens pour la conception ou l'exploitation de biens et de services en vue de qualifier la fiabilité et la disponibilité de fonctionnement des installations [147].

2. Notion de fiabilité d'un système et principales caractéristiques probabilistes de la fiabilité

Introduite en 1962 pour traduire le terme anglais « *reliability* », défini dans la norme EN 13306 [54], la fiabilité est l'aptitude d'un système ou d'un processus à accomplir la fonction pour laquelle il est dévolu, dans des conditions données d'utilisation et pendant un intervalle de temps donné (du latin *fidare* : faire confiance, *fidus* : fidèle et du latin médiéval *fiabete* ce qui est digne de confiance), (Figure 33). Ce terme « *fiabilité* » est également utilisé pour désigner la valeur de la fiabilité et peut être défini comme une probabilité [133], [22].

La loi de fiabilité $R(t)$ représente l'évolution de cette probabilité au cours du temps :

$$R(t) = P(T \geq t) \quad (13)$$

où T est une variable aléatoire continue représentant la durée de vie du système. Rappelons que la durée de vie d'un système est une mesure de la quantité de service rendu par exemple : temps, kilomètres, ...

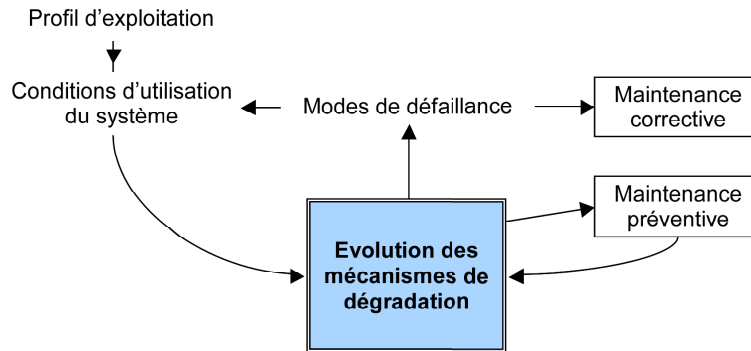


Figure 33 : Relations entre profil d'exploitation et comportement des matériels d'un système ou d'un processus maintenu [144]

Le fait que la défaillance d'un système puisse survenir à n'importe quel moment, nous amène à considérer la date de panne comme une variable aléatoire à laquelle nous pouvons associer une fonction de densité de probabilité $f(t)$. Il est important de rappeler, que $f(t).dt$ est la probabilité que la durée de vie d'un système soit comprise entre t et $t + dt$, ou encore la probabilité qu'il tombe en panne entre t et $t + dt$ (Figure 34).

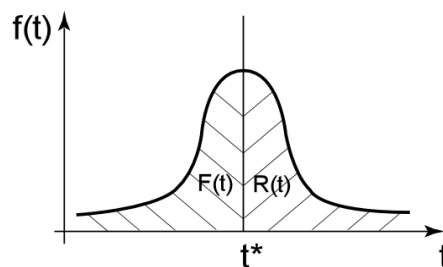


Figure 34 : La fonction densité de durée de vie

Pour estimer la loi de fiabilité, il est plus simple de considérer son complément, la loi de défaillance : $F(t) = 1 - R(t)$. La loi de défaillance est donc la fonction de répartition des temps de défaillance :

$$R(t) = \exp \left[- \int_0^t \lambda(u) du \right] \quad (14)$$

Comme nous mesurons la fiabilité à partir de $t = 0$ (condition initiale du système), il est évident que $R(0) = 1$ (pas de défaillance à $t = 0$), d'où les relations entre $F(t)$, $R(t)$, $f(t)$ et $\lambda(t)$ définies dans le Tableau 6 .

Fonction	$F(t)$	$R(t)$	$f(t)$	$\lambda(t)$
$F(t)$		$1 - R(t)$	$\int_0^t f(u) du$	$1 - \exp\left[-\int_0^t \lambda(u) du\right]$
$R(t)$	$1 - F(t)$		$\int_t^\infty f(u) du$	$\exp\left[-\int_0^t \lambda(u) du\right]$
$f(t)$	$-\frac{dF(t)}{dt}$	$-\frac{dR(t)}{dt}$		$\lambda(t) \exp\left[-\int_0^t \lambda(u) du\right]$
$\lambda(t)$	$\frac{\frac{dF(t)}{dt}}{1 - F(t)}$	$-\frac{R'(t)}{R(t)}$	$\frac{f(t)}{\int_t^{+\infty} f(u) du}$	

Tableau 6 : Relations en $F(t)$, $R(t)$, $f(t)$ et $\lambda(t)$

Pendant la durée de vie d'une entité (composant, système, processus), on constate que son taux de défaillance $\lambda(t)$ évolue au cours du temps (Figure 35). Après la première mise en service, sur une période appelée période de jeunesse, le taux de défaillance est élevé puis a tendance à décroître. Cela correspond à la période de rodage des systèmes mécaniques ou au « *déverminage* » de cartes électroniques par exemple. Ensuite, le taux de défaillance de la majorité des entités est caractérisé par une valeur constante, ce qui signifie que la probabilité d'une défaillance est identique pour chaque instant considéré. C'est la période de défaillance à taux constant.

Enfin, en raison du vieillissement des matériaux, des composants ou de leur usure, on observe généralement un taux de défaillance qui se met à croître de façon significative. Cette période de la vie de l'entité est appelée la période de vieillissement ou d'usure. Cette évolution est connue sous le nom de « *courbe en baignoire* » comme le montre la Figure 35. La loi de Weibull , qui généralise la loi exponentielle, permet de modéliser les cas où le taux de défaillances varie au cours du temps. A partir de cette loi, on retrouve la traditionnelle courbe en baignoire (Figure 35) qui caractérise l'évolution du taux de défaillance pendant la durée de vie de l'équipement. Selon le type de produit (électronique,

informatique ou mécanique), l'allure de la courbe peut changer. Lewis [83] présente plusieurs types de courbes en baignoire. Timothy [129] propose d'autres allures caractéristiques pour d'autres composants.

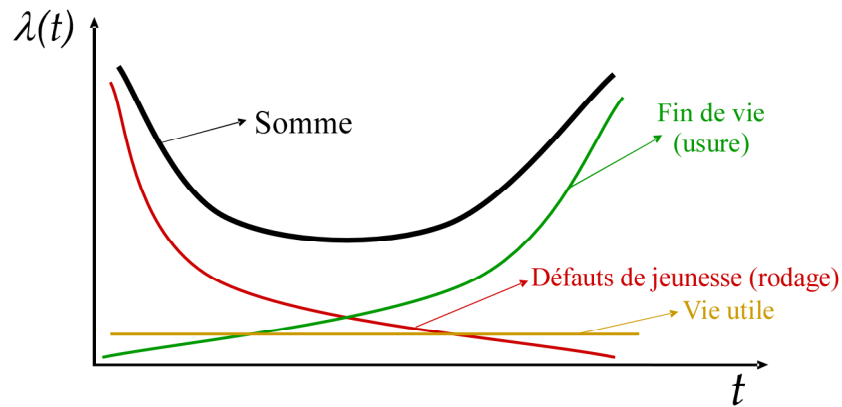


Figure 35 : Courbe « en baignoire » décomposée que l'on retrouve dans la loi de Weibull [122]

Le lecteur pourra se référer à l'annexe A.1.1 pour plus de détails concernant les principales lois de probabilité utilisées en fiabilité.

2.1 Les types de données

Les données peuvent être complètes, censurées (à gauche ou à droite) ou bien exactes ou connues par intervalles. Les différents types de données sont représentés Figure 36. Le premier type (A) correspond à une donnée complète, c'est-à-dire que le début et la fin de la mission sont connus. Si la date de la défaillance est inconnue (B), la donnée est dite censurée à gauche. Enfin, la donnée est dite censurée à droite si un équipement est retiré du système ou du processus, avant défaillance et à la fin de sa mission (C). Un échantillon est dit complexe, s'il comprend plusieurs types de censure, voire des données multiples.

Nous pouvons également retenir deux autres définitions supplémentaires [29] :

- Troncature à gauche : on ne sait rien des événements qui se produisent avant la date « Début »,

- Troncature à droite : on ne sait rien des évènements qui se produisent après la date « *Début* », ou, ce qui revient au même, on ne connaît que les évènements qui se produisent avant la date « *Début* ».

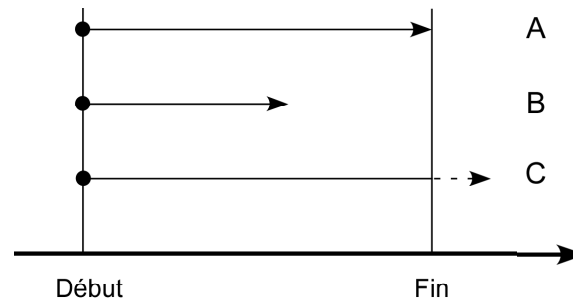


Figure 36 : Données complètes et censurées [13]

2.2 Etude des durées de vie d'un processus

Les modèles de survie ont été développés pour des applications en biologie, en médecine (bio statistique, épidémiologie, ...), en démographie (espérance de vie aux divers âges, ...), en économie (analyse du marché du travail, durées de vie des entreprises, ...), en finance (défaillances de crédit), en fiabilité (durée de vie de composants industriels) [52], [73]. En effet, les modèles de survie sont adaptés dès que les phénomènes se modélisent comme des variables aléatoires avec éventuellement des données manquantes. Ils sont utilisés dès que l'on cherche à modéliser et à estimer les lois décrivant le temps qui s'écoule entre deux évènements à partir d'observations de durées. Des variables explicatives dites exogènes (ou covariables) peuvent également être utilisées.

2.2.1 Etude non paramétrique : estimateur de Kaplan-Meier

Cet estimateur tire son nom français du nom des deux auteurs qui ont écrit un article dans lequel ils en étudient les propriétés statistiques, et montrent qu'il a les propriétés d'un estimateur au sens de la théorie du maximum de vraisemblance.

La méthode de Kaplan-Meier [74], utilisée dans un champ disciplinaire large [100], [38], [26], permet d'estimer les fonctions de survie, sans que les intervalles de temps ne soient nécessairement réguliers, contrairement à la méthode des tables actuarielles⁴¹. Cette méthode estime la survie à la fin de chaque intervalle (qui est une probabilité).

Les courbes de survie permettent d'analyser l'évolution de l'effectif d'une population donnée dans le temps. Cette technique (appelée aussi estimateur produit limite) est utilisée pour l'analyse de données de survie, qu'il s'agisse d'individus (recherche sur le cancer par exemple), de produits ou de matériels (résistance au temps d'un outil de production). Le premier type d'information est appelé « *données évènement* », tandis que le second est appelé « *données censurées* ».

$S(t)$ est la fonction de survie, connaissant les données (y_1, \dots, y_n) , on peut en fournir l'estimation empirique sans biais de Kaplan-Meier :

$$S_n(t) = \prod_{i \in \{1, \dots, n\}, y_i \leq t} \left(\frac{n-i}{n-i+1} \right)^{\delta_i} \quad (15)$$

où $\delta_i = 1$ si y_i est une donnée non censurée (0 si une donnée censurée). Lo *et al.* [85] et Bitouzé *et al.* [23] proposent une redéfinition de cet estimateur pour une mesure de la concentration de celui-ci vis-à-vis de la distribution réelle, dans un cadre non asymptotique.

2.2.2 Etude semi-paramétrique : analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox

Un modèle semi-paramétrique cherche à estimer la fonction de survie en tenant compte de l'influence des facteurs exogènes et sans faire aucune hypothèse *a priori* sur la forme de la distribution de base.

Le modèle de régression de Cox est une méthode utile lorsqu'on veut déterminer l'impact de variables explicatives sur le temps de survie d'un processus économique [58], d'un

⁴¹ Cette méthode regroupe les observations par intervalles aléatoires ou définis au préalable. Elle permet d'estimer et d'obtenir une représentation du taux de hasard.

patient (étude médicale [30]), d'un système [73], ... Il s'applique à des données de survie, c'est-à-dire une variable temporelle, une variable de censure et des variables explicatives. Ce modèle développé par Cox [42] est basé sur une estimation par maximum de vraisemblance dite partielle. Le principe du modèle de Cox est de relier la date d'arrivée d'un évènement à des variables explicatives. Par exemple, dans le domaine médical, on cherche à évaluer l'impact d'un pré-traitement sur le temps de guérison d'un patient.

Ce modèle se rapproche des modèles de régression classique dans le sens où l'on tente de relier un évènement (modélisé par une date) à un certain nombre de variables explicatives. Cette approche se distingue par son pouvoir d'estimer la relation entre le taux de hasard et les variables explicatives sans mettre aucune hypothèse sur la forme de la fonction de hasard de base. Elle comporte à la fois des paramètres réels et des fonctions inconnues (d'où l'apparence des méthodes semi-paramétriques prenant en compte ce double aspect).

Elle est basée sur l'hypothèse des risques proportionnels (le risque instantané de survenue de l'évènement considéré s'écrit comme le produit d'une fonction qui dépend du temps et d'une fonction qui dépend uniquement des caractéristiques du sujet étudié) et s'applique à toute situation où l'on étudie le délai d'occurrence d'un évènement. Cet évènement peut être la récurrence d'une maladie, la réponse à un traitement, le décès, etc. Le modèle de Cox est un modèle à risque proportionnel, dont le risque de base n'a pas de forme spécifiée et dont le risque relatif a une forme exponentielle ou Weibull.

Dans les modèles à risque proportionnel, le risque instantané s'écrit :

$$h(t | \mathbf{z}, \theta) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} P(t < T \leq t + \Delta t | T > t, \mathbf{Z} = \mathbf{z}) = \alpha_0(t) f_\beta(\mathbf{z}) \quad (16)$$

avec :

- $\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_p)^T$: un vecteur de covariables,
- α_0 : le risque de base, inconnu, indépendant de \mathbf{Z} ,
- β : le paramètre de régression, inconnu,
- $f_\beta(\mathbf{z})$: le risque relatif, indépendant du temps.

Par exemple : le ratio des risques pour deux individus est indépendant du temps. Les variables explicatives Z_1, \dots, Z_p , quantitatives ou qualitatives sont appelées facteurs pronostics (l'âge, le sexe, le traitement, ...).

Dans le modèle de Cox, le risque instantané pour un individu i s'écrit :

$$h(t | Z_i) = \alpha_0(t) \exp(\beta_1 Z_{i,1} + \dots + \beta_p Z_{i,p}) = \alpha_0(t) \exp(\beta^T Z_i) \quad (17)$$

où $\alpha_0(t)$ est une fonction quelconque qui ne dépend que du temps (risque de base) et $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ sont des constantes avec :

- $\alpha_0(t)$: le risque de base inconnu, indépendant de Z_i ,
- $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$: le paramètre de régression inconnu,
- $\exp(\beta^T Z_i)$: le risque relatif indépendant du temps,
- $Z_i = (Z_{i,1}, \dots, Z_{i,p})$: le vecteur de composantes.

Si l'on note S_0 la fonction de survie de base associée à α_0 , nous avons la relation suivante : $S(t | Z_i) = [S_0(t)] \exp(\beta^T Z_i)$, ce qui permet d'obtenir une estimation de S connaissant l'estimation du vecteur β .

Pour estimer les composantes du vecteur β à partir d'un échantillon ordonné $(Y_{(1)}, \dots, Y_{(n)})$, on calcule la fonction de vraisemblance partielle de Cox qui n'est autre que (s'il n'y a pas de données censurées) :

$$L(Y_{(1)}, \dots, Y_{(n)}; \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(\beta^T Z_i)}{\sum_{k \in R(Y_{(i)})} \exp(\beta^T Z_k)} \quad (18)$$

A noter, que cette fonction de vraisemblance partielle reste identique dans le cas de données censurées à droite.

A noter également :

- $\exp(\beta_i)$: le taux relatif des sujets pour lesquels $Z_i = 1$ par rapport à ceux pour lesquels $Z_i = 0$, toutes choses égales par ailleurs,
- $\exp(\beta_i) > 1$: effet néfaste ; $\exp(\beta_i) = 1$: pas d'effet ; $\exp(\beta_i) < 1$: effet protecteur.

3. Etudes dans le cadre de nos travaux sur les deux contextes industriels

Nous présentons dans ce paragraphe les résultats issus des tests effectués, utilisant soit l'estimateur de Kaplan-Meier, soit le modèle de Cox. Le premier cas concerne l'étude d'un sous-ensemble s'intégrant dans un processus continu pour l'agroalimentaire. Le deuxième cas concerne l'étude d'un système complet s'intégrant dans un processus discontinu pour la fonderie.

3.1 Etude d'un sous ensemble pour l'agroalimentaire dans le cadre de l'application d'une politique de maintenance préventive

L'ensemble des données traitées dans notre étude est issu des informations collectées sur les années 2005, 2006 et le 1^{er} trimestre 2007. Le Tableau 7 décrit la signification des codes (activités opérationnelles de maintenance) au sein de l'entreprise. Dans la suite, nous étudions ces données à l'aide des deux indicateurs : Kaplan-Meier et Cox. L'ensemble des différents tests a été réalisé avec le logiciel XL-Stat 2010 de Addinsoft.

Nature des interventions (événements observés)	DEP (Dépannage/arrêt prod)	SEC (Sécurité) Activité liée à la sécurité de la machine et consignations
	RM (Règlage Machine)	RAN (Remise A Niveau / planifié)
	AU (Autre) Cette activité peut être associée à de petits travaux	NET (Nettoyage Machine)
	OBS (Observation)	VEP (Visite Entretien Préventif) Cette activité peut être associée à de petits travaux
	TEP (Travaux Entretien Préventif pas d'arrêt prod)	Ras pas d'intervention

Etat du processus	
MARCHE	
ARRET	

Tableau 7 : Activités de maintenance recensées par le service maintenance

La base de notre travail s'est appuyée sur les données collectées en 2005 et 2006. Le Tableau 8 est un extrait des informations collectées, relatives aux activités de maintenance sur la période retenue (données complètes non censurées). Ce tableau contient 110 lignes. Chaque ligne est caractérisée par une situation de dépannage. A partir de ces données, nous avons effectué une étude statistique descriptive concernant le sous-système étudié.

NUM	CAS	D_PRODOK	D_DEP	J_DEP	T_DEP	T_RM	T_AU	T_OBS	T_TEP	T_SEC	T_RAN	T_NET	T_VEP	J_RAS	EPOQ
1	DEP1	03/01/2005	18/01/2005	15	40	40	0	0	60	70	0	0	120	8	JAN
2	DEP2	18/01/2005	24/01/2005	6	40	20	0	0	0	50	0	0	0	5	JAN
3	DEP3	24/01/2005	05/02/2005	12	180	20	0	20	0	30	0	0	60	6	JAN
4	DEP4	05/02/2005	10/02/2005	5	80	40	0	0	0	0	0	0	0	4	FEV

Tableau 8 : Bilan des informations relatives aux activités de maintenance dans la base de données (peseuse M2)

Les définitions des en-têtes du Tableau 8 sont :

- CAS : situations de dépannage,
- D_PRODOK : date de production OK,
- D_DEP : date d'apparition d'une situation de dépannage,
- J_DEP : nombre de jours entre 2 situations de dépannage (jour),
- T_XXX (temps passé dans l'activité en min) avec xxx : DEP, RM, AU, OBS, TEP, SEC, RAN, NET, VEP, J_RAS : temps passé en RAS (jour),
- EPOQ : époque de l'année (mois).

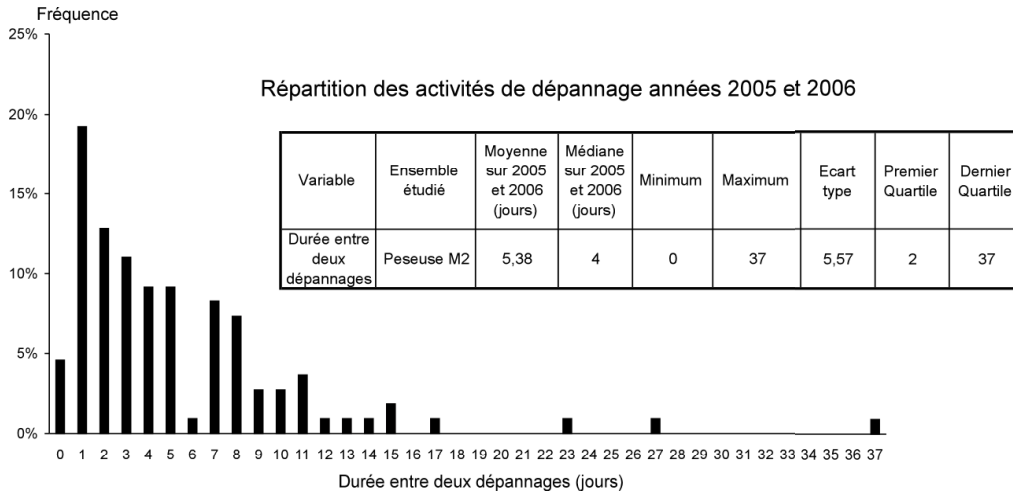


Figure 37 : Répartition des pannes, mesures de tendance, de dispersion et d’emplacement (peseuse M2)

Lors de notre étude des durées de vie, nous tenons compte des situations où la peseuse est tombée en panne (aucune censure n’est adoptée dans le traitement des données). Après une analyse descriptive des durées de vie de la peseuse, nous aborderons une étude non paramétrique puis semi-paramétrique pour estimer sa fiabilité. Il est à noter que lors de l’étude des durées de vie de la peseuse, nous ne prenons en compte que les durées de fonctionnement (Figure 37). La durée moyenne entre deux situations de dépannage où le sous-système est arrêté est de 5,38 jours. Elle inclut, entre deux situations de dépannage, toutes autres activités opérationnelles possibles en maintenance respectant la codification symbolique interne (RM, AU, OBS, ..., cf Tableau 7).

L’histogramme (Figure 37) montre que le sous-système a besoin d’être très fortement maintenu. Dans 19,27% des cas, la panne arrive au bout d’une journée !

3.1.1 Résultats par l’estimateur de Kaplan-Meier

Le Tableau 9 présente la table de Kaplan-Meier sur les données traitées. La Figure 38 donne la Fonction de Survie (FS) encadrée par un intervalle de confiance à 95 %.

J_DEP	A risque	Evènements	Censurées	Proportion d'évènements	Taux de survie	Fonction de survie	Ecart-type de la fonction de survie
0	109	5	0	0,046	0,954	0,954	0,020
1	104	21	0	0,202	0,798	0,761	0,041
2	83	14	0	0,169	0,831	0,633	0,046
3	69	12	0	0,174	0,826	0,523	0,048
4	57	10	0	0,175	0,825	0,431	0,047
5	47	6	0	0,128	0,872	0,376	0,046
6	41	6	0	0,146	0,854	0,321	0,045
7	35	9	0	0,257	0,743	0,239	0,041
8	26	8	0	0,308	0,692	0,165	0,036
9	18	3	0	0,167	0,833	0,138	0,033
10	15	3	0	0,200	0,800	0,110	0,030
11	12	4	0	0,333	0,667	0,073	0,025
12	8	1	0	0,125	0,875	0,064	0,023
13	7	1	0	0,143	0,857	0,055	0,022
14	6	1	0	0,167	0,833	0,046	0,020
15	5	1	0	0,200	0,800	0,037	0,018
17	4	1	0	0,250	0,750	0,028	0,016
23	3	1	0	0,333	0,667	0,018	0,013
27	2	1	0	0,500	0,500	0,009	0,009
37	1	1	0	1,000	0,000	0,000	0,000

Tableau 9 : Table de Kaplan-Meier pour les années 2005 et 2006 (peseuse M2)

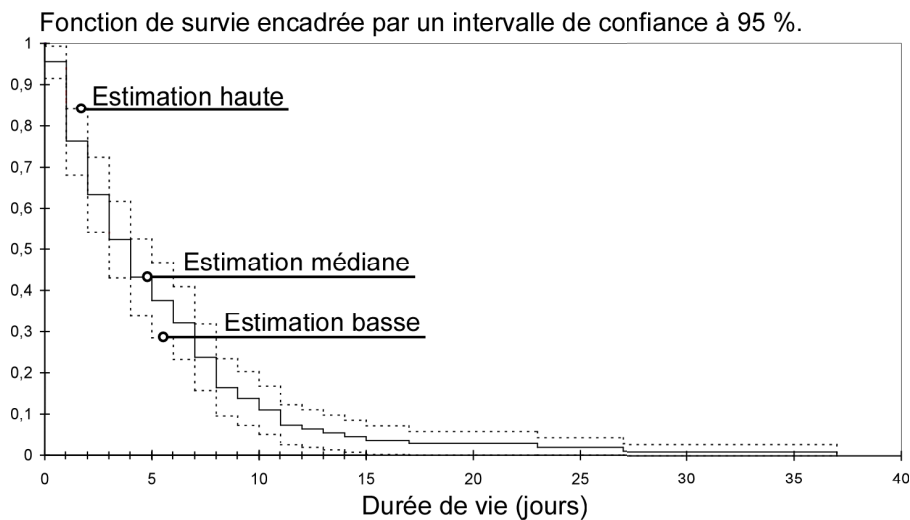


Figure 38 : Fonction de survie par l'estimateur de Kaplan-Meier (peseuse M2)

On pourra noter que, dans cette approche de travail, l'expert va conclure que la dégradation du sous-système est très importante en fonction du temps (Figure 38). Pour le sous-système continu étudié ayant besoin d'être « très régulièrement maintenu », on constate que la peseuse, après trois jours de fonctionnement suite à un dépannage, a une chance sur deux, d'être déjà tombée en panne (Figure 38 / estimation médiane). Après cinq jours de fonctionnement suite à un dépannage, celle-ci a 57% de chance d'être déjà tombée en panne (estimation médiane du Tableau 11).

La prévision de la panne par cet estimateur n'est fonction que du temps qui passe.

3.1.2 Résultats de l'analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox

Les valeurs proposées (Tableau 10) dans la colonne « valeur » sont les estimations numériques des paramètres du modèle de Cox. Le terme $\text{Pr} > \text{Khi}^2$ est une p-valeur dans le test de l'hypothèse H_0 (paramètre = 0), si cette p-valeur est plus petite que 0,05 (si on prend un risque de 5 %), alors le paramètre sera significativement différent de 0. Ce terme ($\text{Pr} > \text{Khi}^2$) est le seuil de rejet de l'hypothèse H_0 . Cette valeur est définie d'une part par la statistique de Wald (calculée pour chaque variable) et d'autre part par la valeur critique du Khi^2 . Les valeurs $\exp(\beta_i)$ sont placées dans les colonnes « Rapport de risque, Rapport de risque borne inf. et sup ».

Le Tableau 10 montre que seule la variable T_SEC a un impact sur le temps de survie du processus (temps entre deux situations de dépannage). Le coefficient $\exp(\beta_i)$, pour la borne sup. (95%) est le seul < 1 associé au terme ($\text{Pr} > \text{Khi}^2$) $< 0,0001$. Nous pouvons conclure que plus le temps passé dans l'activité de maintenance rattachée à la sécurité (code SEC) sera « important », plus le temps de survie du processus sera potentiellement grand. Pour exemples, sont rattachés au code « SEC » des éléments renseignés par les agents de maintenance dans la base de données : consigné et déconsigné, mis et enlevé cadenas, mis cadenas sur sectionneur, condamné pour nettoyage, cadenasser armoire, vérification des sécurités porte avec fermetures, sécurité carter mal enclenchée avec cadenas, ...

Variable	Valeur	Ecart-type	Khi ² de Wald	Pr > Khi ²	Rapport de risque	Rapport de risque Borne inf. (95%)	Rapport de risque Borne sup. (95%)
T_DEP	0,001	0,001	4,843	0,028	1,001	1,000	1,003
T_RM	-0,004	0,005	0,586	0,444	0,996	0,987	1,006
T_AU	0,002	0,003	0,734	0,392	1,002	0,997	1,008
T_OBS	-0,007	0,005	2,175	0,140	0,993	0,984	1,002
T_TEP	0,000	0,001	0,064	0,801	1,000	0,998	1,001
T_SEC	-0,037	0,009	18,976	< 0,0001	0,963	0,947	0,980
T_RAN	-0,001	0,001	1,138	0,286	0,999	0,996	1,001
T_NET	-0,008	0,013	0,442	0,506	0,992	0,967	1,016
T_VEP	-0,002	0,002	1,132	0,287	0,998	0,995	1,001

Tableau 10 : Coefficients de régression du modèle à risques proportionnels de Cox (peseuse M2)

La Figure 39 décrit la fonction de survie cumulée en prenant en compte les variables explicatives. Nous pouvons constater que les résultats du test de Cox proposent des valeurs plus pessimistes pour la fonction de survie que dans le cas de l'estimateur de Kaplan-Meier (Figure 38). Par exemple, dans le cadre de l'estimateur de Kaplan-Meier, on constate que la peseuse après quatre jours de fonctionnement suite à un dépannage, a environ 57% de chance, d'être déjà tombée en panne (Figure 38 / estimation médiane). Pour l'estimateur de Cox, après quatre jours, la peseuse a plus de 65% de chance, d'être déjà tombée en panne (Figure 39).

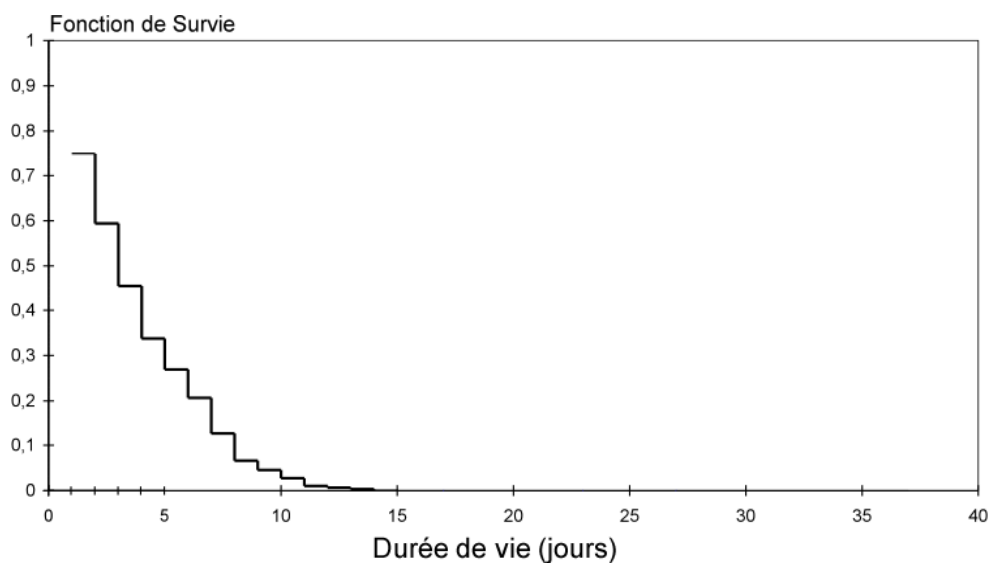


Figure 39 : Fonction de survie par le modèle de Cox (peseuse M2)

3.1.3 Premier bilan pour l'expert concernant l'étude des durées de vie pour la peseuse M2

Le Tableau 11 donne un bilan des différentes probabilités de « *tomber en panne* » en fonction du temps qui passe. A partir de cette première approche, l'expert pourra ajuster son niveau de vigilance et décider ou non d'une intervention de maintenance en fonction de son retour sur expérience et de la probabilité d'être en panne par rapport à la dernière situation de dépannage.

Par exemple, s'il souhaite que la probabilité de pannes reste inférieure à 50%, il doit planifier de la maintenance préventive tous les 2 ou 3 jours (Tableau 11).

		Probabilité d'être en panne pour différents tests sur le corpus des données 2005 et 2006											
		à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours	à + 8 jours	à + 9 jours	à + 10 jours	à + 11 jours	à + 12 jours
Estimateur de Kaplan-Meier avec un intervalle de confiance à 95%	Estimation haute	15 %	27 %	38 %	48 %	53 %	59 %	68 %	76 %	79 %	83 %	88 %	90 %
	Estimation base	32 %	45 %	57 %	66 %	72 %	76 %	84 %	91 %	93 %	95 %	97 %	98 %
	Estimation médiane	24 %	36 %	47 %	57 %	62 %	67 %	76 %	83 %	86 %	89 %	92 %	93 %
	Test de COX	25 %	41 %	54 %	66 %	73 %	79 %	87 %	93 %	95 %	97 %	98 %	99 %

Tableau 11 : Probabilité d'être en panne (peseuse M2)

3.2 Etude d'un système de fonderie intégrant une politique de maintenance préventive associée à une démarche TPM

Nous présenterons dans ce paragraphe, les travaux effectués dans le cadre de l'étude d'un système de fonderie. Le premier travail a consisté à créer une base de données, car l'ensemble des interventions opérateurs était consigné sur papier. Ces données collectées sur six mois de production représentent 1132 lignes d'information (Tableau 3).

L'arrêt de ce processus engendre un arrêt local de production. Le Tableau 12 synthétise l'ensemble des activités menées par les opérateurs, ou par les agents de maintenance.

Nature des interventions (Observations pour modèle + codes internes Sté)					
Manque métal	401	Délégation d'activités consignées dans le cadre d'une mise en place TPM (Opérateurs)	DEP (Dépannage)	DEP	Actions de maintenance (Agents de maintenance)
Nettoyage	303		REE (Remise En Etat)	REE	
TPM (Gros nettoyage)	850		PREV (Préventif)	PREV	
Changt moule	606		RAS (Rien à signaler)	RAS	
Mise en chauffe	202		PPROD (Pas de Production)	PPROD	
Chappe	409				
Chocs (Poteyage)	211				
Collier	112				
Joint	114				
Pb outillage	412				
Pb machine	405				
Pb robot	715				
Pb four	505				
Fabrication (Aléas)	413				

Etat du processus	
MARCHE	
ARRRET	

Tableau 12 : Détail des activités dans le cadre d'une démarche TPM (BP 101)

Le lecteur pourra noter que le code « TPM » du Tableau 3 que l'on retrouve également dans le Tableau 12 est un code interne utilisé par l'entreprise. Il ne correspond en rien à une démarche TPM dans le cadre d'un respect d'une politique de maintenance, comme nous l'avons présenté précédemment.

La base de notre travail s'est appuyée sur les données collectées sur les quatre premiers mois de l'année 2008. Le Tableau 13 est un extrait des informations collectées, relatives aux activités de maintenance sur la période retenue (données complètes non censurées). Ce tableau contient 57 lignes de situations de dépannage. Chaque ligne est caractérisée par une situation de dépannage. A partir de ces données, nous avons effectué une étude statistique descriptive concernant le système étudié.

NUM	CAS	D_PRODOK	D_DEP	CENSURE	J_DEP	T_DEP	T_401	T_303	T_850	T_606	T_202	T_409	T_211	T_112	T_114	T_412	T_405	T_715	T_505	T_413	T_REE	T_PREV	T_RAS	T_PPROD	EPOQ
1	DEP1	02/01/08	03/01/08	1	1	30	0	0	0	90	190	0	26	0	0	120	105	0	45	0	0	0	0	0	JAN
2	DEP2	03/01/08	04/01/08	1	1	90	0	0	0	100	0	40	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	240	0	JAN
3	DEP3	04/01/08	06/01/08	1	2	60	0	0	0	260	0	115	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	240	240	JAN
4	DEP4	06/01/08	07/01/08	1	1	60	0	0	0	90	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	JAN
5	DEP5	07/01/08	09/01/08	1	2	90	0	0	0	30	480	0	245	0	0	0	70	0	20	0	0	0	0	0	JAN
6	DEP6	09/01/08	10/01/08	1	1	60	0	0	0	105	0	35	0	0	0	80	0	85	0	0	0	0	0	0	JAN
7	DEP7	10/01/08	11/01/08	1	1	60	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	JAN

Tableau 13 : Bilan des informations relatives aux activités de maintenance et TPM dans la base de données (BP 101)

Les définitions des en-têtes du Tableau 13 sont :

- CAS : situations de dépannage,
- D_PRODOK : date de production OK,
- D_DEP : date d'apparition d'une situation de dépannage,
- J_DEP : nombre de jours entre 2 dépannages (jour),
- T_XXX (temps passé dans l'activité en min) avec xxx : 401, 303, 850, 606, 202, 409, 211, 112, 114, 412, 405, 715, 505, 413, REE, PREV, RAS, PPROD,
- EPOQ : époque de l'année (mois).

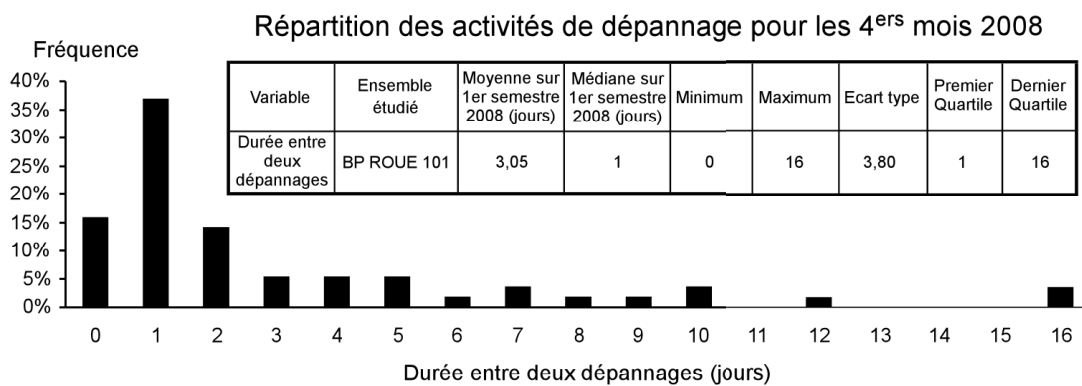


Figure 40 : Répartition des pannes, mesures de tendance, de dispersion et d'emplacement (BP 101)

Pour cette étude des durées de vie, nous tenons compte des situations où la presse basse pression est tombée en panne (aucune censure n'est adoptée dans le traitement des données). Après une analyse descriptive des durées de vie de la presse basse pression, nous aborderons une étude non paramétrique et semi-paramétrique pour estimer sa fiabilité. Il est à noter que lors de l'étude des durées de vie de ce système, nous ne prenons en compte que les durées de fonctionnement (Figure 40).

La durée moyenne entre deux situations de dépannage où le système est arrêté est de 3,05 jours. Elle inclut, entre deux situations de dépannage, toutes autres activités opérationnelles possibles en maintenance respectant la codification symbolique interne (401, 303, 850, ..., cf Tableau 12) dans le cadre de la politique de maintenance interne à l'entreprise.

L'histogramme (Figure 40) montre que le système a besoin d'être très fortement maintenu. Dans 36,85% des cas, la panne arrive au bout d'une journée !

3.2.1 Résultats par l'estimateur de Kaplan-Meier

Le Tableau 14 présente la table de Kaplan-Meier sur les données traitées. La Figure 41 donne la fonction de survie encadrée par un intervalle de confiance à 95 %.

J_DEP	A risque	Evènements	Censurées	Proportion d'évènements	Taux de survie	Fonction de survie	Ecart-type de la fonction de survie
0	57	9	0	0,158	0,842	0,842	0,048
1	48	21	0	0,438	0,563	0,474	0,066
2	27	8	0	0,296	0,704	0,333	0,062
3	19	3	0	0,158	0,842	0,281	0,060
4	16	3	0	0,188	0,813	0,228	0,056
5	13	3	0	0,231	0,769	0,175	0,050
6	10	1	0	0,100	0,900	0,158	0,048
7	9	2	0	0,222	0,778	0,123	0,043
8	7	1	0	0,143	0,857	0,105	0,041
9	6	1	0	0,167	0,833	0,088	0,037
10	5	2	0	0,400	0,600	0,053	0,030
12	3	1	0	0,333	0,667	0,035	0,024
16	2	2	0	1,000	0,000	0,000	0,000

Tableau 14 : Table de Kaplan-Meier pour les 4^{ers} mois 2008 (BP 101)

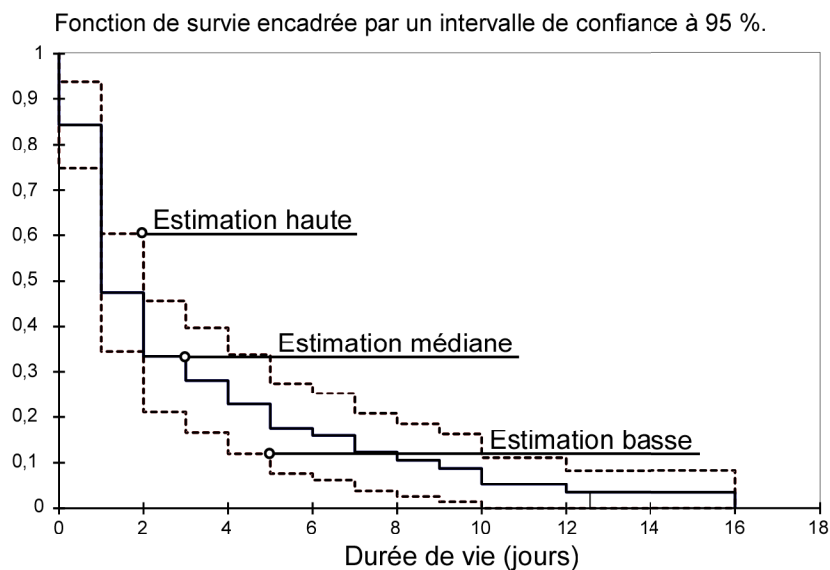


Figure 41 : Fonction de survie par l'estimateur de Kaplan-Meier (BP 101)

On pourra noter, tout comme pour l'étude sur la peseuse, que l'expert dispose d'éléments qui lui indiquent que la dégradation du système est très importante en fonction du temps (Figure 41). Pour ce système discontinu étudié ayant besoin d'être également « *très régulièrement maintenu* », on constate qu'après un jour de fonctionnement suite à

un dépannage, celui-ci a 53% de chance d'être déjà tombé en panne (estimation médiane du Tableau 16). Le système se dégrade plus rapidement que le sous-système précédemment étudié !

3.2.2 Résultats de l'analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox

L'ensemble des définitions du Tableau 15 reste inchangé par rapport au chapitre 2.2.2. Conformément aux valeurs $\exp(\beta_i)$ du Tableau 15, aucune variable (activités de maintenance) n'a d'impact sur le temps de survie du système. Contrairement à l'étude sur la peseuse, l'expert ne dispose pas d'éléments supplémentaires pour éventuellement « qualifier » telle ou telle activité dans les interventions de maintenance.

Variable	Valeur	Ecart-type	Khi ² de Wald	Pr > Khi ²	Rapport de risque	Rapport de risque Borne inf. (95%)	Rapport de risque Borne sup. (95%)
T_DEP	0,000	0,003	0,002	0,964	1,000	0,994	1,007
T_401	0,002	0,006	0,169	0,681	1,002	0,991	1,013
T_303	-0,002	0,005	0,270	0,603	0,998	0,989	1,007
T_850	0,002	0,001	2,167	0,141	1,002	0,999	1,005
T_606	0,002	0,002	0,591	0,442	1,002	0,998	1,005
T_202	-0,002	0,001	1,316	0,251	0,998	0,996	1,001
T_409	-0,007	0,022	0,112	0,738	0,993	0,951	1,036
T_211	-0,004	0,002	2,682	0,101	0,996	0,992	1,001
T_112	-0,004	0,006	0,482	0,488	0,996	0,983	1,008
T_114	0,005	0,004	1,300	0,254	1,005	0,997	1,013
T_412	-0,001	0,002	0,539	0,463	0,999	0,995	1,002
T_405	0,001	0,001	0,287	0,592	1,001	0,998	1,003
T_715	0,002	0,012	0,031	0,859	1,002	0,979	1,026
T_505	0,001	0,001	0,812	0,367	1,001	0,999	1,002
T_413	-0,009	0,009	0,943	0,331	0,991	0,973	1,009
T_REE	-0,012	0,008	2,022	0,155	0,988	0,972	1,005
T_PREV	0,003	0,010	0,113	0,737	1,003	0,983	1,024

Tableau 15 : Coefficients de régression du modèle à risques proportionnels de Cox (BP 101)

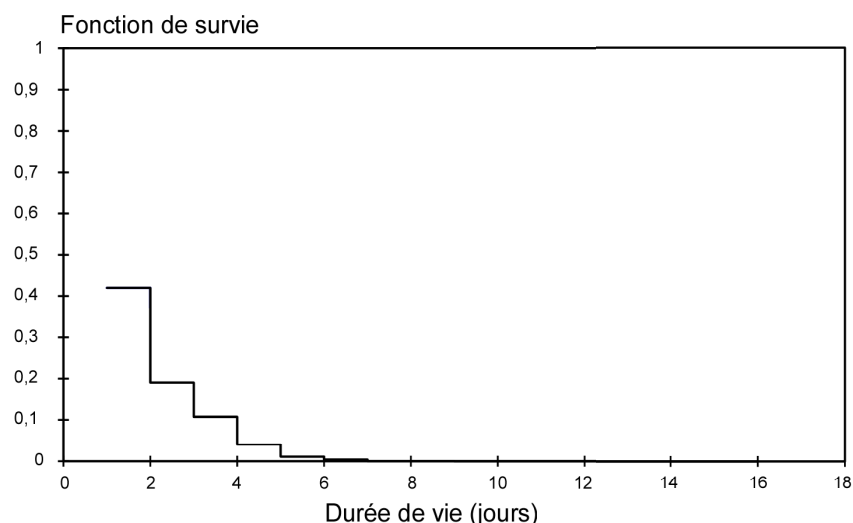


Figure 42 : Fonction de survie par le modèle de Cox (BP 101)

La Figure 42 décrit la fonction de survie cumulée en prenant en compte les variables explicatives. Nous pouvons constater que les résultats du test de Cox proposent des valeurs plus pessimistes pour la fonction de survie que dans le cas de l'estimateur de Kaplan-Meier (Figure 41, constatation identique pour l'étude sur la peseuse M2).

3.2.3 Premier bilan pour l'expert concernant l'étude des durées de vie pour la presse basse pression (BP 101)

Le Tableau 16 donne un bilan des différentes probabilités de « *tomber en panne* » en fonction du temps. A partir de cette première approche, comme pour le cas le l'étude précédente, l'expert pourra ajuster son niveau de vigilance et décider ou non d'une intervention en maintenance.

		Probabilité d'être en panne pour différents tests sur le corpus des données 1 ^{er} semestre 2008											
		à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours	à + 8 jours	à + 9 jours	à + 10 jours	à + 11 jours	à + 12 jours
Estimateur de Kaplan-Meier avec un intervalle de confiance à 95%	Estimation haute	40 %	54 %	60 %	66 %	73 %	75 %	79 %	82 %	84 %	89 %	89 %	92 %
	Estimation base	66 %	79 %	84 %	88 %	92 %	94 %	96 %	97 %	98 %	100 %	100 %	100 %
	Estimation médiane	53 %	67 %	72 %	77 %	83 %	84 %	88 %	90 %	91 %	95 %	95 %	97 %
	Test de COX	58 %	81 %	89 %	96 %	99 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %

Tableau 16 : Probabilité d'être en panne (BP 101)

4. Conclusion

Nous avons montré que l'estimateur de Kaplan-Meier et le modèle de Cox (deux modèles statistiques non paramétrique et semi-paramétrique) peuvent apporter à l'expert un certain nombre d'éléments. En l'absence d'information *a priori* sur la forme de la fonction de survie, nous l'avons estimée d'abord par la méthode non-paramétrique de Kaplan-Meier. Puis, pour introduire des variables exogènes dans le modèle, nous avons étudié un modèle semi-paramétrique de Cox.

Ces différents tests montrent pour les deux études de cas industriels effectuées, que ces systèmes ont besoin d'être « *très régulièrement maintenus* ». Cependant, les modèles de Kaplan-Meier et Cox ne proposent à l'expert que deux états pour définir l'état du système maintenu (Figure 43). Il n'y a pas d'état supplémentaire possible et le principal indicateur est le temps en dehors de corrélations possibles si elles existent ! Nous avons montré qu'il existait dans le cas de la peseuse M2, une corrélation possible entre le temps passé dans l'activité « *SEC* » et le temps de survie du processus.

Dans le cas de l'étude de ce sous-ensemble, la planification des activités de maintenance s'effectuant à la journée, il sera plus facile pour l'expert de positionner son interprétation du moment par rapport au temps.

Dans le cas de l'étude sur la presse basse pression, des interventions non programmées arrivent « *au fil de l'eau* » par le biais de la mise en place de la TPM. Un opérateur travaillant sur le système peut prendre seul l'initiative d'effectuer telle ou telle tâche, puisqu'il en a par définition la possibilité.

Plusieurs problèmes se posent :

- est-il possible de rajouter des états intermédiaires entre « *marche* » et « *arrêt* » (Figure 43) ?
- est-il alors possible d'anticiper l'arrivée d'une panne ?

- comment choisir la « *bonne* » fréquence, la bonne cadence des informations collectables, pour estimer de façon fiable et suffisamment tôt le niveau de dégradation du processus maintenu ?

Nous présenterons dans le chapitre IV le détail de notre approche utilisant les MMCs. Nous apporterons une réponse aux questions évoquées ci-dessus. Les deux cas industriels déjà présentés resteront le support de nos différents tests.

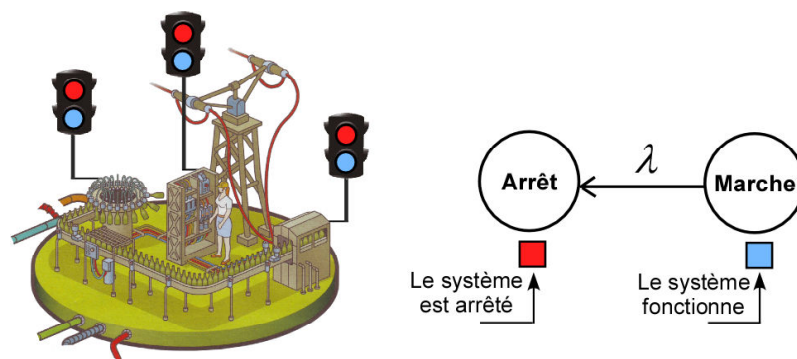


Figure 43 : Modèles de Kaplan-Meier et Cox associés aux deux états d'un système

CHAPITRE IV

VERS UN SYSTEME D'AIDE A LA DECISION FONDE SUR UNE APPROCHE MARKOVIENNE

Dans ce quatrième chapitre, nous présentons en détails l'approche que nous avons développée, issue de l'hypothèse déjà exprimée : *les évènements qui précèdent une panne sont souvent récurrents. Une suite d'évènements particuliers peut, éventuellement, informer d'une panne prochaine !*

Nous montrerons qu'il est effectivement possible d'appréhender à la fois « *cette signature* », et d'apporter à l'expert un indicateur fiable concernant le niveau de dégradation d'un processus maintenu à l'aide de modèles de Markov cachés.

Nous étayerons notre travail dans la continuité des deux études industrielles (agroalimentaire et fonderie) pour lesquelles nous avons travaillé et présenté un certain nombre de résultats dans le chapitre précédent.

1. Introduction – définition complémentaire

Un modèle de Markov caché discret correspond à la modélisation de deux processus stochastiques : un processus caché parfaitement modélisé par une chaîne de Markov discrète et un processus observé dépendant des états du processus caché [10].

Définition : Soit $\mathcal{S} = \{s_1, \dots, s_N\}$ l'ensemble des N états cachés du système. Soit $\mathbf{S} = (S_1, \dots, S_T)$ un T -uplet de valeurs aléatoires définies sur \mathcal{S} . Soit $\mathcal{V} = \{v_1, \dots, v_L\}$ l'ensemble des L symboles émissibles par le système. Soit $\mathbf{V} = (V_1, \dots, V_T)$ un T -uplet de valeurs aléatoires définies sur \mathcal{V} .

Un modèle de Markov caché discret du premier ordre est alors défini par les probabilités suivantes :

- Les probabilités d'initialisation des états cachés : $P(S_1 = s_i)$,
- Les probabilités de transition entre états cachés : $P(S_t = s_j | S_{t-1} = s_i)$,
- Les probabilités d'émission des symboles dans chaque état caché : $P(V_t = v_j | S_t = s_i)$.

Si le modèle de Markov caché est stationnaire, alors les probabilités de transition entre états cachés et les probabilités d'émission des symboles dans chaque état caché, sont indépendantes du temps $t > 1$. On peut alors définir pour tout $t > 1$ quelconque : $A = (a_{i,j})_{1 \leq i,j \leq N}$ avec $a_{i,j} = P(S_t = s_j | S_{t-1} = s_i)$, $B = (b_i(j))_{1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M}$ avec $b_i(j) = P(V_t = v_j | S_t = s_i)$ et $\Pi = (\pi_1, \dots, \pi_N)'$ avec $\pi_i = P(S_1 = s_i)$ [10]. Un modèle de Markov caché stationnaire du premier ordre λ est donc totalement défini par le triplet de matrices (A, B, Π) . Par la suite, nous utiliserons la notation $\lambda = (A, B, \Pi)$. Nous emploierons le terme MMC pour les modèles de Markov cachés stationnaires du premier ordre.

Les relations de dépendance entre les différentes variables aléatoires d'un MMC sont représentées sur la Figure 44.

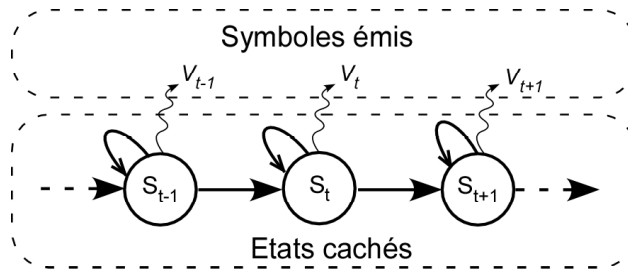


Figure 44 : Relations de dépendance entre les variables aléatoires d'un MMC [10]

On note $Q = (q_1, \dots, q_T) \in \mathbb{S}^T$ une séquence d'états cachés et $O = (o_1, \dots, o_T) \in \mathbb{V}^T$ une séquence de symboles observés. La probabilité de réalisation simultanée de la séquence d'états cachés Q et de la séquence d'observations O par rapport au MMC λ est alors :

$$P(V = O, S = Q | A, B, \Pi) \quad (19)$$

ou plus simplement :

$$P(V = O, S = Q | \lambda) \quad (20)$$

En utilisant les dépendances des probabilités conditionnelles, on peut en déduire que :

$$P(V = O, S = Q | \lambda) = P(V = O | S = Q, \lambda)P(S = Q | \lambda) \quad (21)$$

A partir d'un MMC λ , d'une séquence d'états cachés Q et d'une séquence d'observations O , il est possible de calculer l'adéquation entre λ et les séquences Q et O . Pour cela, il suffit de calculer la probabilité $P(V = O, S = Q | \lambda)$.

Nous avons déjà proposé dans le chapitre II différents champs disciplinaires utilisant ces modèles. Cependant, le lecteur intéressé par une liste bibliographique sur l'utilisation de ces modèles depuis plusieurs années, pourra se référer à [33], [11].

2. Outils utilisés pour répondre aux problèmes classiques des modèles de Markov cachés

La mise en œuvre de MMC nécessite l'usage de plusieurs outils pour les phases d'apprentissage et de décodage. Cette étude a nécessité de résoudre les deux problèmes classiques suivants :

- l'adaptation optimale du modèle λ aux données initiales (l'apprentissage) : comment ré-estimer les paramètres du modèle λ pour maximiser $P(V = O | \lambda)$ sur la base d'un ensemble de séquences d'observations ?
- à partir d'une séquence d'observations, comment estimer la séquence d'états la plus probablement suivie ? (décodage).

2.1 Apprentissage du modèle

Pour répondre à ce problème, deux méthodes d'apprentissage ont été utilisées et sont présentées ci-dessous.

2.1.1 Algorithme de Baum-Welch

On parle d'apprentissage supervisé du MMC lorsque son architecture (sa topologie) est connue (Figure 27). L'algorithme d'apprentissage le plus communément utilisé est l'algorithme de Baum-Welch [16]. Cet algorithme est dérivé de l'algorithme EM⁴². Il apporte une solution au problème d'apprentissage avec le critère du maximum de vraisemblance. Pour une séquence de T observations, ce critère consiste à rechercher le MMC λ^* qui a la plus forte probabilité d'engendrer la séquence O . On cherche donc à maximiser $P(V = O | \lambda)$. Cet algorithme est une procédure d'estimation itérative des matrices A , B et Π à partir d'un MMC initial. Il permet de converger vers un optimum de la fonction de vraisemblance. Le modèle peut ne converger que vers un optimum local. En appliquant cet apprentissage avec différents modèles initiaux, il est possible de se rapprocher de l'optimum global, soit un modèle presque optimal pour le critère considéré. La solution obtenue est fortement dépendante des paramètres du MMC initial.

On obtient après exécution de l'algorithme, le MMC λ^* tel que :

$$P(O = o | \lambda) \approx P(O = o | \lambda^*) \quad (22)$$

Avila [12] et Aupetit [10] proposent une présentation détaillée de cet algorithme.

2.1.2 Algorithme Segmental k-means

Parmi l'ensemble des critères utilisés pour l'apprentissage d'un MMC, le critère de « *segmental K-means* » se détache des autres. Pour ce critère, on cherche à optimiser la probabilité $P(V = O, S = Q^* | \lambda)$, avec $Q^* = (q_1^*, \dots, q_T^*) \in \mathbb{S}^T$ vérifiant, pour tout

⁴² Expectation-Maximization

$t = 1 \dots T$, l'équation : $Q^* = \underset{Q \in S^T}{\operatorname{argmax}} P(V = O, S = Q | \lambda)$. Cette probabilité correspond à la séquence d'états cachés qui a le plus probablement engendré la séquence telle que calculée par l'algorithme de Viterbi [134]. L'algorithme « *segmental k-means* » permet d'ajuster les paramètres d'un modèle de façon itérative à partir d'un modèle initial. Tout comme l'algorithme de Baum-Welch, cet algorithme ne permet de converger que vers un optimum local. Une démarche utilisant différents modèles initiaux permet d'obtenir un modèle presque optimal. Aupetit [10] propose une présentation détaillée de cet algorithme.

L'une des propriétés des deux modes d'apprentissage précédents est de préserver la structure initiale des modèles. Lorsqu'une probabilité du modèle initial est nulle, alors la probabilité correspondante du modèle obtenu par l'apprentissage reste nulle. Il est cependant important de noter qu'une probabilité non nulle dans le modèle initial peut devenir nulle dans le modèle obtenu par l'apprentissage. Ce phénomène peut se produire lorsque certains symboles observables n'apparaissent pas dans la base de données d'apprentissage. La présence dans une nouvelle séquence, d'une seule occurrence de symbole absent lors de l'apprentissage, provoque une non reconnaissance par le MMC : la vraisemblance est nulle. Pour gérer ce problème, on introduit une étape de lissage des probabilités après l'apprentissage. Pour chacune des probabilités, non forcées à zéro par la structure du modèle, un epsilon est ajouté. Les contraintes de stochasticité⁴³ des matrices sont obtenues en normant les sommes à 1. Ce lissage introduit une déformation du modèle optimal obtenu par l'apprentissage. La déformation introduite est négligeable tout en permettant de rendre le modèle « *moins rigide* ». Nous distinguerons donc, dans la suite, les apprentissages lissés et les apprentissages non lissés.

Remarque : on parle d'apprentissage non supervisé lorsque l'architecture (la topologie) des MMC n'est pas connue. Etant donnée une observation O , il faut trouver le meilleur MMC λ qui a la plus grande probabilité d'engendrer cette observation sans rien connaître *a priori* de ce MMC (le nombre d'états ainsi que le contenu numérique des

⁴³ Une matrice stochastique (aussi appelée matrice de Markov) est une matrice carrée dont chaque élément est un réel compris entre 0 et 1 et dont la somme des éléments de chaque ligne vaut 1.

matrices A , B et Π). Brouard [31] et Slimane *et al.* [117] ont apporté une solution à ce problème à l'aide de l'algorithme nommé GHOSP. Le lecteur pourra retenir que notre travail ne rentre pas dans ce cadre.

2.2 Décodage

Une fois le modèle caractérisé, soit par l'algorithme de Baum-Welch, soit par l'algorithme *segmental K-means*, avec ou sans lissage, nous cherchons à estimer, pour de nouvelles séquences d'observations, les états probables du système. Ce qui peut également s'exprimer : « *A la recherche du chemin le plus probable (estimation de la partie cachée du modèle) : étant donné la suite d'observations O et un modèle λ , comment trouver une suite d'états $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ qui soit optimale selon un critère correspondant aux attentes souhaitées ?* ».

2.2.1 Variables Forward

Nous estimons l'état le plus probable à un instant donné en utilisant les variables Forward [102]. Soit $\alpha_t(j)$ la probabilité de générer la séquence d'observations $O = \{o_1, o_2, \dots, o_t\}$ et de se trouver dans l'état q_t à l'instant t .

C'est-à-dire :

$$\alpha_t(j) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, Q_t = s_j | \lambda) \quad (23)$$

L'état le plus probable à l'instant t est défini par : $\underset{j=1..k}{\operatorname{argmax}} \alpha_t(j)$.

2.2.2 Viterbi

Nous estimons l'état le plus probable à un instant donné, en utilisant le dernier état du chemin optimal au sens de l'algorithme de Viterbi [134]. La recherche de la séquence

d'états cachés Q^* qui a le plus probablement engendré une séquence d'observations O consiste à résoudre :

$$Q^* = \underset{Q \in \mathcal{S}^T}{\operatorname{argmax}} P(V = O, S = Q | \lambda) \quad (24)$$

En conservant les notations précédentes, l'état le plus probable est défini par :

$$\delta_t(j) = \max_{(q_1, \dots, q_{t-1}) \in \mathcal{S}^{t-1}} \left\{ P(S_1 = q_1, \dots, S_{t-1} = q_{t-1}, S_t = s_j, V_1 = o_1, \dots, V_t = o_t | \lambda) \right\} \quad (25)$$

La Figure 45 décrit l'ensemble des procédures que nous avons adoptées pour effectuer l'ensemble des tests sur les deux cas industriels. Dans tous les cas, l'expert devra disposer d'éléments sur l'estimation du niveau de dégradation du système.

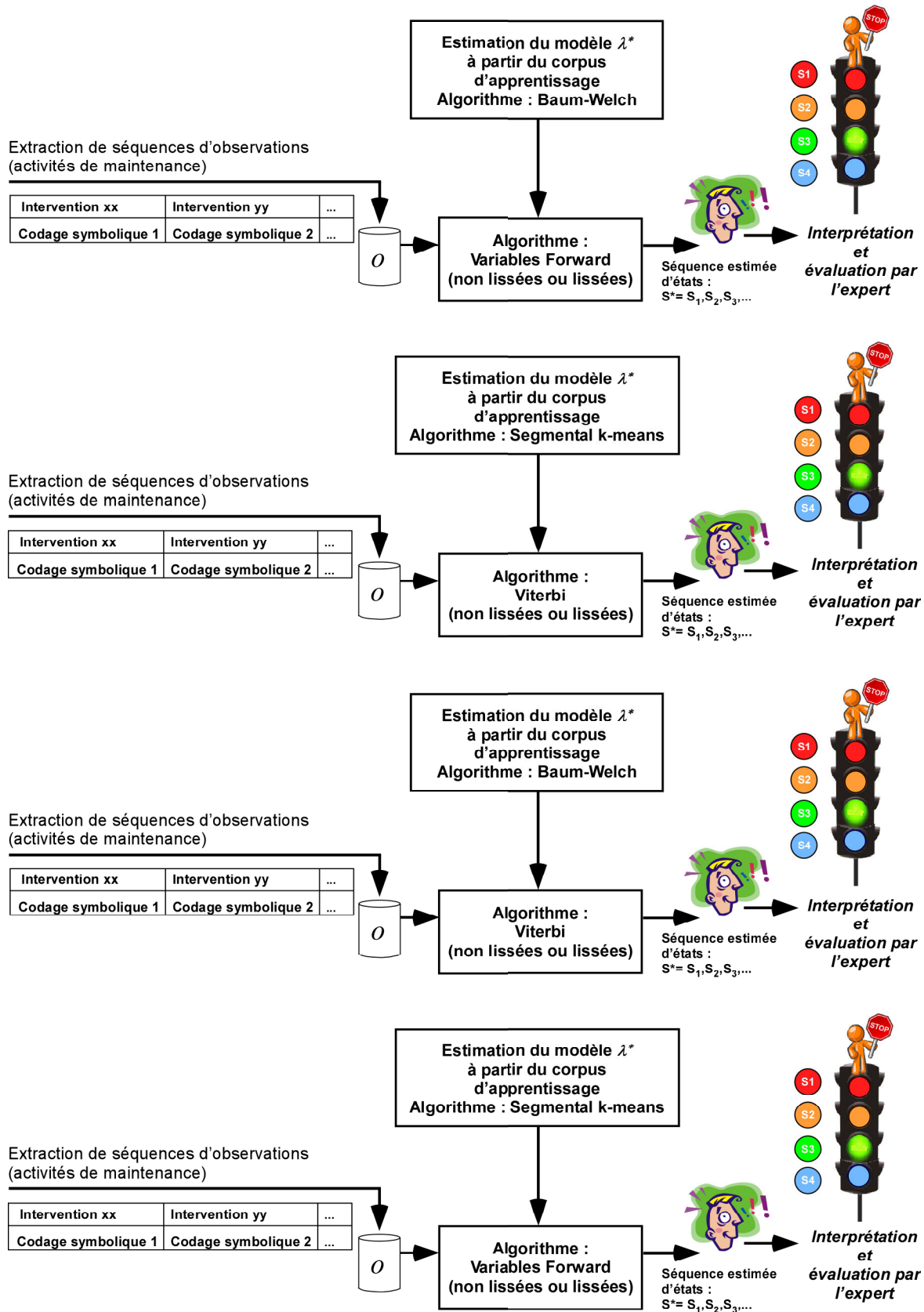


Figure 45 : Méthodes adoptées pour les différents tests

3. Graphe d'états : choix de la topologie du MMC

La topologie d'un MMC dépend directement des éléments non nuls de la matrice de transition notée A . En particulier, un MMC dont la matrice A est pleine (aucun terme nul) est dite à connectivité ou topologie totale : toutes les possibilités d'évolution sont permises. En pratique, il s'avère que la matrice A est très rarement pleine car elle fixe la topologie et l'orientation future de l'analyse du modèle choisi.

Avant de décrire les résultats sur les différents tests effectués, posons-nous la question suivante :

« *Combien de niveaux de vigilance significatifs et interprétables peut-on choisir ?* »

Force est de constater que dans bon nombre de domaines, les usages et pratiques utilisent quatre niveaux de vigilance (exemples : renforcement de la politique de prévention des risques liés aux inondations (Ministère de l'écologie et du développement durable [90]) ; présentation du nouveau plan gouvernemental de vigilance, de prévention et de protection face aux menaces d'actions terroristes : Vigipirate [91] ; ...).

Welte [142] propose également quatre niveaux de vigilance dans une approche de modélisation concernant la détérioration de composants dans les centrales hydroélectriques (Figure 46).

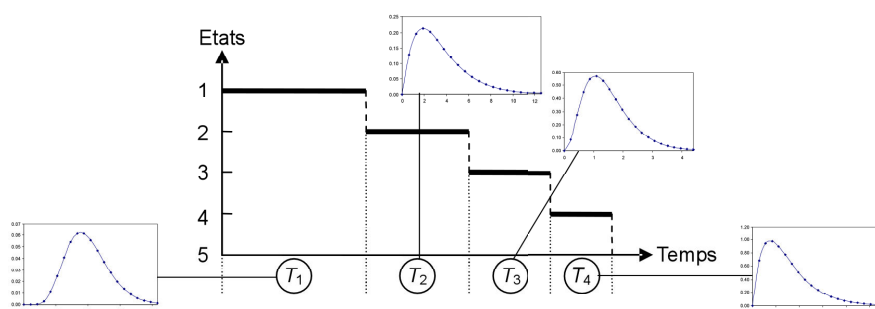


Figure 46 : Modélisation de la détérioration par un processus semi-markovien à états discrets [142]

Avec seulement trois niveaux de vigilance (ou états de vigilance), quel sens peut-on donner à l'état intermédiaire ? A partir de quatre niveaux, cette problématique disparaît. En augmentant le nombre de niveaux, on réduit la sensibilité de l'indicateur.

Nous sommes donc restés sur le constat des pratiques reconnues et efficaces sur quatre niveaux. L'apprentissage de nos trois modèles (Figure 47) MMC consiste à estimer leur vecteur de paramètres λ sur la base d'un ensemble de séquences d'observations.

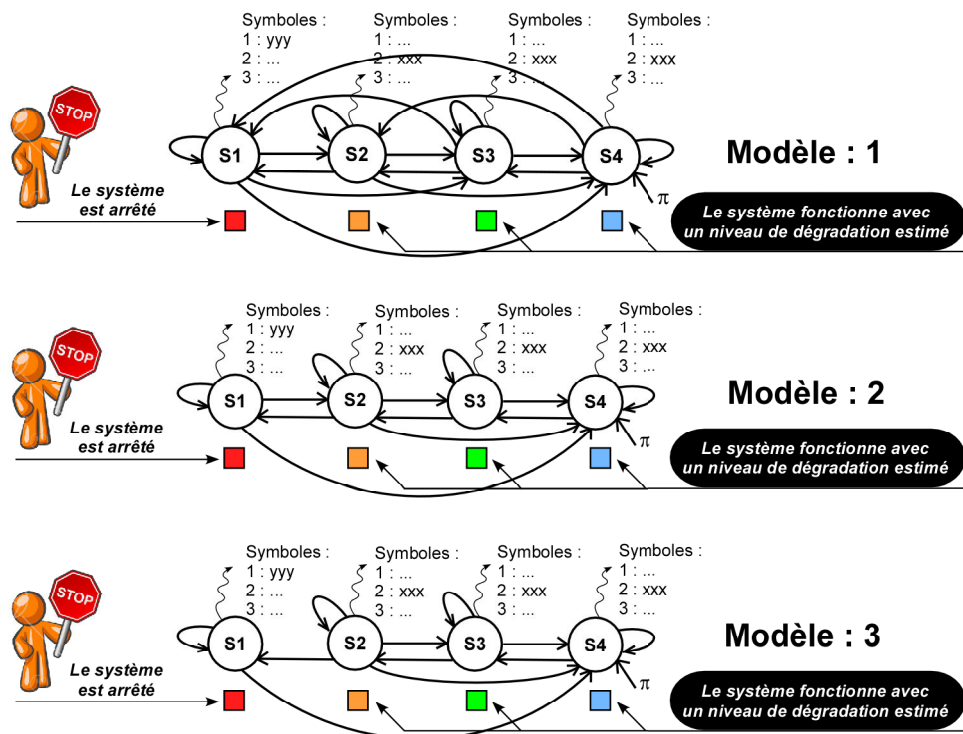


Figure 47 : Modèles retenus pour les différents tests

Le modèle 1 est un modèle à quatre états sans aucune contrainte (la topologie est totale, (Figure 47)). La topologie du modèle 2 montre que pour passer de l'état S4 à S1, il faut obligatoirement passer par S3 et S2. Le modèle 3 ressemble au modèle 2 avec une probabilité en moins (passage S1 vers S2 retiré). Ce modèle devrait *a priori* permettre à l'état S1 d'être plus « aspirant ».

Pour l'ensemble des modèles testés, l'état S1 émettra exclusivement l'observation « DEP » (situation qui conduit par définition à l'arrêt du système). Pour les autres états (S2, S3 et S4), chaque état émettra les autres observations possibles sauf l'observation « DEP ». C'est à dire : RM, AU, OBS, TEP, SEC, RAN, NET, VEP et Ras dans le cas de la peseuse volumétrique ; Manque métal, Nettoyage, TPM, Changt moule,..., PPROD dans le cadre de la presse basse pression. Les symboles utilisés en fonction des différentes

observations sont explicités par la suite pour chaque cas industriel. Au démarrage d'une séquence, le système se trouve dans l'état S4.

On pourra également avoir à l'esprit le sens que nous avons voulu donner aux différents états :

- S4 « *tout va bien* »,
- S3 « *ça peut aller* »,
- S2 « *ça va mal* »,
- S1 « *c'est trop tard !* ».

4. Applications à des données réelles

4.1 Sous ensemble pour l'agroalimentaire

4.1.1 Choix de la codification symbolique des observations et choix du critère d'insertions de symboles (observations)

La particularité du modèle de Markov caché est qu'il a besoin d'être « *alimenté* » en observations pour évoluer, afin de permettre une mise à jour du modèle à intervalle de temps plafonné. Sans un apport d'une nouvelle observation (événement), le modèle reste dans l'état sans pouvoir éventuellement évoluer. En l'absence d'évènement, une fois ce plafond atteint, un symbole particulier signifiant « *Ras* » (Rien à signaler (Figure 49)) est donc inséré dans la séquence initiale.

Deux *scenarii* ont été étudiés : l'un avec une insertion avec un plafond à la journée (24 heures), l'autre avec un plafond à 6 heures (temps maximum entre deux activités de maintenance établi par rapport à l'ensemble de la base de données), sachant que la planification sur le terrain, par l'expert, des activités de maintenance s'effectue à la journée. Cette approche d'insertions de symboles permettra donc d'actualiser l'état du modèle au moins une fois par jour (Figure 48).

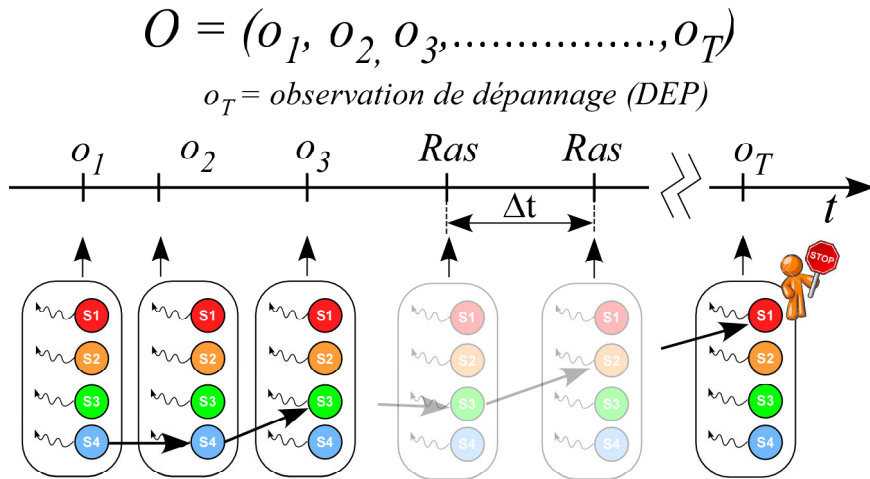


Figure 48 : Séquence de symboles observés et séquence d'états cachés respectant le critère d'insertions de symboles

A partir du Tableau 7, nous avons codifié arbitrairement de 1 à 10 l'ensemble des différentes occurrences d'observations (activités de maintenance recensées par le service de maintenance associées au code « Ras » : pas d'intervention (Figure 49)).

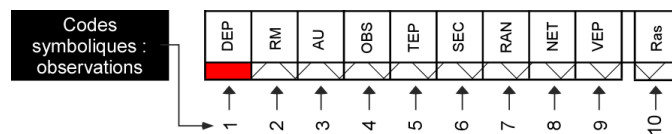


Figure 49 : Présentation du choix de codification symbolique des différentes occurrences d'observations (peseuse M2)

4.1.2 Résultats en fonction : du corpus d'apprentissage, du modèle choisi et du critère d'insertions de symboles

Notre approche initiale consiste à donner « *un sens très fort* » à l'estimation de l'état S2 (*ne pas détecter la panne, ni trop tard, ni trop tôt, ce qui pourrait engager sur le terrain des interventions inutiles*). La Figure 50 décrit la procédure adoptée pour effectuer l'ensemble des tests concernant la peseuse volumétrique.

Les trois topologies ont été testées selon les différents *scenarii* (6H et 24H) avec les différents algorithmes d'apprentissage et d'identification.

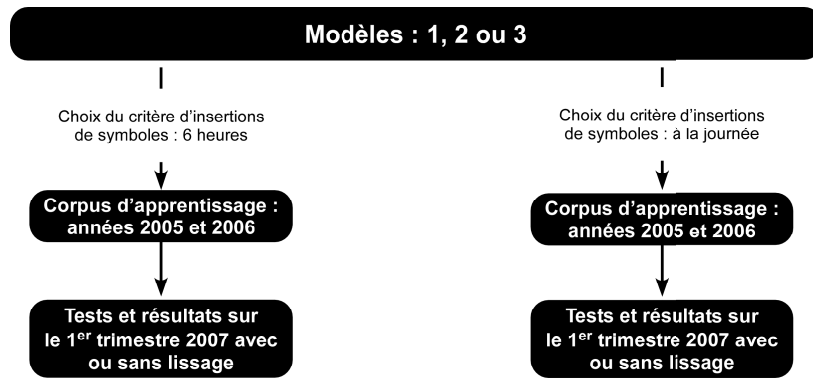


Figure 50 : Procédure adoptée pour les tests

4.1.2.1 Bilan des différents tests effectués avec les trois modèles

Avant de détailler l'ensemble des premiers résultats (Tableau 20, Tableau 21, Tableau 22), nous allons apporter un commentaire sur le contenu des différents en-têtes d'un tableau type (Tableau 17). La première colonne (S1 / DEP) correspond à la capacité du modèle à estimer l'état S1, exclusivement par rapport à l'observation « DEP ». La deuxième colonne (S3 ou S4 : 1 observation avant DEP) correspond à un non passage dans l'état S2 (orange) avant S1. Dans ce cas, il n'y a aucune « alarme » (état S2) disponible pour l'expert. Les colonnes suivantes (Quantité successive de S2 avant S1) vont permettre de montrer que le modèle dispose d'une capacité à alerter l'expert plus ou moins rapidement (état S2) avant l'arrivée de la panne.

La dernière colonne (Quantité de S2 ne conduisant pas à S1) décrit la « sensibilité » du modèle à estimer l'état S2 trop en avance par rapport à l'arrivée de la panne (la Figure 51 montre sur un exemple cette situation possible).


 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	

Tableau 17 : Déclaration des entêtes

La situation optimale concernant les résultats serait (Tableau 18) : S3 ou S4 : 1 observation avant DEP = 0%, quantité de S2 ne conduisant pas à S1 = 0% avec un

pourcentage élevé pour les premières cases avec l'entête : quantité successive de S2 avant S1.

S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%

Tableau 18 : Résultat idéal !

La situation du Tableau 18 dans les différents cas testés n'existe pas. Il nous faut donc trouver un compromis pour ne pas détecter la panne, ni trop tard (cas extrême où l'état S2 n'apparaît pas avant S1 (② du Tableau 19)), ni trop tôt (occurrence d'états S2 successifs avant S1(① du Tableau 19)) ! le cas ③ traduit la capacité du modèle à faire remonter l'estimation du niveau de dégradation du système de S2 vers S3 ou S4. Néanmoins, cette situation doit exister, mais doit être minimisée car elle traduit le niveau de sensibilité du modèle par rapport aux observations. Plus un modèle est sensible, plus il alertera de manière intempestive l'expert qui planifiera obligatoirement des interventions de maintenance inutiles.

S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	

Tableau 19 : Modalité de lecture du tableau

4.1.2.1.1 Insertion journalière de symboles : 1^{er} scenario

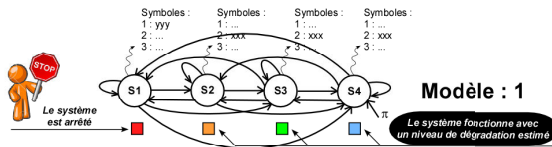
Le premier test a consisté à respecter la topologie du modèle 1 en tenant compte du critère d'insertions de symboles à la journée (Figure 48, Figure 50). Le Tableau 20 propose un bilan complet sur les différents tests effectués.

Quels que soient les algorithmes utilisés, ce premier modèle dispose d'une mauvaise capacité à détecter l'état S2 avant l'état S1 (au maximum 12,5% pour un état S2 avant S1 et 25% pour deux états S2 avant S1 (①)), excepté qu'il estime bien l'état

« *ARRET* » c'est à dire l'état S1 en fonction de l'activité de maintenance rattachée (DEP). Pour S3 et S4 : 1 observation avant DEP (②), la valeur la plus faible est de 37,5%.

Sur ces premiers éléments issus des premiers tests, nous montrons que le lissage a un impact non négligeable sur les résultats. En effet, pour les algorithmes utilisés, lorsque les résultats ne sont pas lissés, l'estimation ne passe jamais par l'état S2 avant l'état S1 (100% des cas). Les résultats obtenus montrent également une sensibilité importante du modèle (③) quels que soit les algorithmes utilisés.

La Figure 51 montre pour un exemple de séquence, la non qualité de ce modèle concernant la détection de l'état S2 avant S1.



Sans lissage		Prédiction : Variables Forward Apprentissage : Baum-Weich					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Avec lissage		Prédiction : Viterbi Apprentissage : Segmental k-means					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	37,5%	0%	25%	12,5%	12,5%	12,5%	75%
Sans lissage		Prédiction : Viterbi Apprentissage : Segmental k-means					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Avec lissage		Prédiction : Variables Forward Apprentissage : Baum-Weich					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	62,5%	12,5%	12,5%	0%	0%	12,5%	37,5%
Sans lissage		Prédiction : Viterbi Apprentissage : Segmental k-means					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Avec lissage		Prédiction : Variables Forward Apprentissage : Segmental k-means					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	50%	0%	25%	12,5%	12,5%	0%	75%
Sans lissage		Prédiction : Variables Forward Apprentissage : Segmental k-means					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Avec lissage		Prédiction : Variables Forward Apprentissage : Segmental k-means					
S1 DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	75%	12,5%	12,5%	0%	0%	0%	37,5%

Tableau 20 : Tests Modèle 1 sur la période 1^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symboles

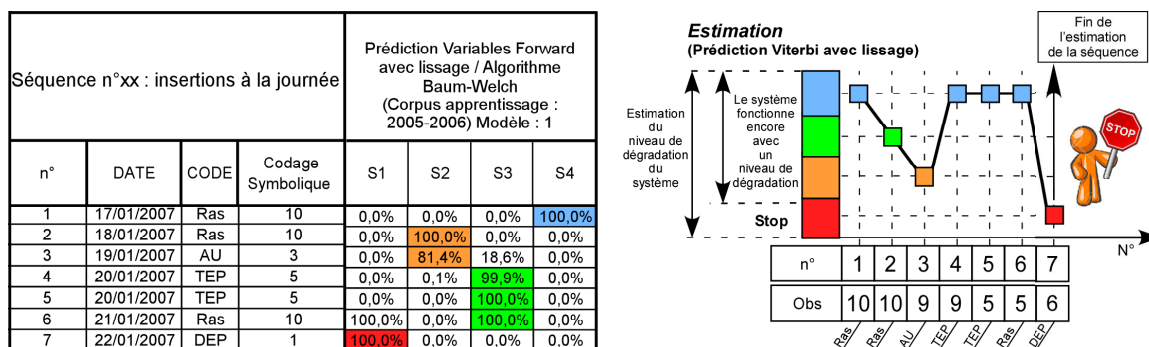


Figure 51 : Résultats d'un test dépendant du Modèle 1

On constate également que l'estimation de l'état S2 oscille avant l'estimation de l'état S1 : 37,5% ou 75% (pourcentage le plus important (③)). La Figure 52 montre que la détection de l'état S2 est bien trop rapide par rapport à l'arrivée de la panne (S1). L'estimation de la prédiction par l'algorithme de Viterbi ne fonctionne pas dans ce cas.

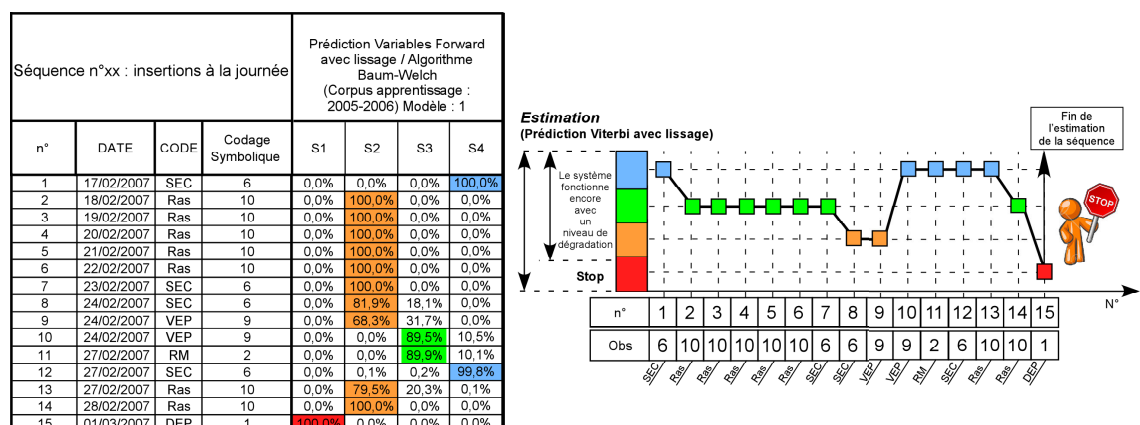


Figure 52 : Résultats d'un autre test dépendant du Modèle 1

Ces résultats désordonnés montrent également que l'expert ne dispose d'aucune information crédible. Dans ce cas, il sera impossible pour celui-ci d'anticiper l'arrivée d'une panne.

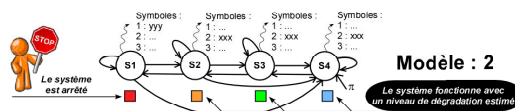
Ces premiers résultats issus du modèle 1, n'apportent aucune satisfaction pour créer un indicateur qui doit prévoir la panne. Cette « non qualité constatée » du modèle 1 par rapport à nos attentes était prévisible. En effet, nous aurions pu penser que ce modèle aurait pu « s'auto organiser ». Cela n'est pas le cas, car tous les chemins possibles entre états existent. Par la suite (tests sur BP 101 inclus), ce modèle a été abandonné.

Le Tableau 21 présente un bilan complet des résultats concernant le modèle 2. Cette topologie qui oriente le modèle dans les passages possibles ou impossibles entre états, a également été testée de manière identique au modèle précédent. Ce modèle estime bien l'état « *ARRET* » en fonction de l'activité de maintenance rattachée (DEP). Nous constatons en général que le lissage apporte une meilleure qualité de résultats pour la condition S3 ou S4 : 1 observation avant DEP.

Compte tenu du compromis (capacité à détecter la panne) préalablement explicité, nous pouvons faire ressortir du Tableau 21 deux cas :

- cas n°1 : apprentissage du modèle avec l'algorithme de Baum-Welch suivi de prédictions avec lissage utilisant l'algorithme Variables Forward. Le modèle ne reconnaît pas un passage en S2 avant un passage en S1 (②) dans 12,5% des cas ($100\% - 12,5\% = 87,5\%$). Sa capacité à détecter la panne (①) est bonne. A + 3 observations, on obtient 62,5% de chance de tomber en panne. D'autre part, nous pouvons constater que sa sensibilité est bonne (③ = 0%).
- cas n°2 : apprentissage du modèle avec l'algorithme de segmental k-means suivi de prédictions avec lissage utilisant l'algorithme de Viterbi. Le modèle reconnaît un passage en S2 avant un passage en S1 (②) dans 100% des cas. Sa capacité à détecter la panne est nettement moins bonne que dans le cas précédent (①). A + 3 observations, on obtient 12,5% de chance de tomber en panne. D'autre part, nous pouvons constater que sa sensibilité est non nulle (③ = 12,5%). Dans ces conditions (③), l'expert aurait été alerté de manière inopinée.

Tests Modèle 2 sur la période 1^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symbole



Prédiction : Variables Forward
Apprentissage : Baum-Welch

S1 / DEP		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
			1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	12,5%		37,5%	12,5%	12,5%	12,5%	12,5%	0%
		Avec lissage	1					3

Prédiction : Viterbi
Apprentissage : Segmental k-means

S1 / DEP		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
			1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	75%		0%	0%	0%	12,5%	12,5%	12,5%
		Avec lissage	1					3

Prédiction : Viterbi
Apprentissage : Baum-Welch

S1 / DEP		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
			1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	25%		25%	12,5%	25%	0%	12,5%	12,5%
		Avec lissage						

Prédiction : Variables Forward
Apprentissage : Segmental k-means

S1 / DEP		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
			1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	87,5%		0%	0%	0%	0%	12,5%	0%
		Avec lissage						

Tableau 21 : Tests Modèle 2 sur la période 1^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symboles

La Figure 53 montre pour une séquence, la différence suivant l'approche retenue dans la qualité d'un modèle. Nous pouvons constater dans ce cas, que la prédiction Viterbi avec lissage pour l'état S2 est bien plus précoce que dans le cas d'une prédiction utilisant l'algorithme Variables Forward avec lissage.

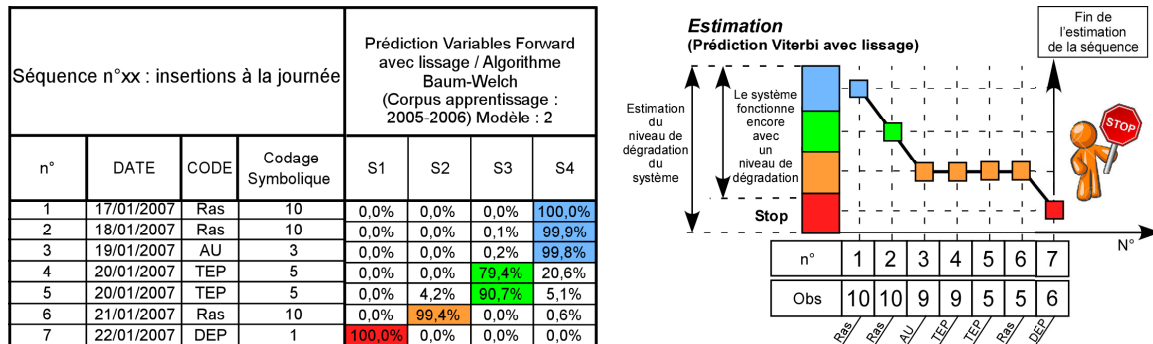


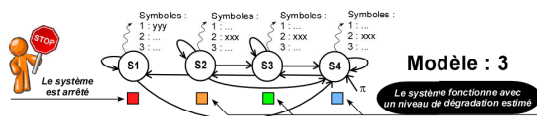
Figure 53 : Résultats d'un test dépendant du Modèle 2

Le Tableau 22 propose un bilan complet sur les différents tests effectués pour le modèle 3 (dernier modèle envisagé). Le modèle estime bien (100% des cas) l'état « *ARRET* » en fonction de l'activité de maintenance rattachée (DEP). Pour ce dernier modèle testé (modèle plus aspirant vers l'état S1), nous constatons que le lissage n'a en général pas d'impact sur les résultats pour S3 ou S4 : 1 observation avant DEP. Compte tenu des critères explicités précédemment, le modèle optimal dans ce cas est : apprentissage avec l'algorithme de Baum-Welch avec prédictions par l'algorithme Variables Forward.

Néanmoins, nous pouvons relever deux éléments :

- un étalement dans le temps de la prédiction d'être dans l'état S2 avec 0% pour 3 observations successives (①). A +3 observations, on obtient 50% de chance de tomber en panne (résultat inférieur au modèle 2 optimal).
- une sensibilité plus importante du modèle (quantité de S2 ne conduisant pas à S1 = 25% (③)). Ce résultat est également inférieur au modèle 2 optimal.

Tests Modèle 2 sur la période 1^{er} trimestre 2007
avec insertion journalière de symbole



Prédiction : Variables Forward
Apprentissage : Baum-Welch

Sans lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	0%	37,5%	12,5%	0%	25%	25%	25%
Avec lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	0%	12,5%	37,5%	0%	25%	25%	25%

Prédiction : Viterbi
Apprentissage : Segmental k-means

Sans lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Avec lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

Prédiction : Viterbi
Apprentissage : Baum-Welch

Sans lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	12,5%	25%	12,5%	25%	0%	25%	25%
Avec lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	12,5%	25%	12,5%	25%	0%	25%	25%

Prédiction : Variables Forward
Apprentissage : Segmental k-means

Sans lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	87,5%	0%	0%	0%	12,5%	0%	12,5%
Avec lissage		Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

Tableau 22 : Tests Modèle 3 sur la période 1^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symboles

Nous pouvons faire ressortir un premier bilan de cette vague de tests. Le modèle 1 n'apporte aucune information pertinente à l'expert sur l'estimation du niveau de dégradation du système. Il est même capable de l'induire en erreur. Les résultats issus de cette topologie ne seront pas présentés dans la suite des tests.

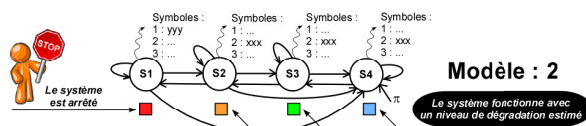
Le modèle 2 est le plus adapté des modèles par rapport à nos attentes, dans le cadre d'un apprentissage avec l'algorithme de Baum-Welch suivi de prédictions avec l'algorithme Variables Forward (avec ou sans lissage).

Le modèle 3 est d'une manière globale moins performant que le modèle 2 malgré une topologie qui était au départ plus absorbante.

Pour la suite des tests et des résultats, nous mettrons en évidence l'impact temporel sur le critère d'insertions de symboles.

4.1.2.1.2 Insertions de symboles à 6 heures : 2^{ème} scenario

Nous présentons dans ce paragraphe, les résultats issus du modèle 2 testé précédemment (modèle retenu : apprentissage Baum-Welch, prédiction : Variables Forward) à partir de la base de données adaptée. Cette base de données adaptée, correspond au critère d'insertions de symboles toutes les 6 heures. Les modalités d'insertions respectent les explications présentées dans la Figure 48 avec $\Delta t = 6$ heures. Le Tableau 23 montre clairement que la prédiction évolue beaucoup entre les états S2, S3 et S4 avant d'arriver en S1 (③). Dans 87,5% des cas, S2 n'est pas un état qui précédera exclusivement l'état S1 (③). Le modèle est trop sensible. D'autre part, il y a un étalement des états S2 dans le temps avec 50% des cas où S2 se cumule plus de 5 fois avant la détection de S1 (①). Nous pouvons également constater que le lissage apporte une meilleure qualité de résultats pour la condition S3 ou S4 : 1 observation avant DEP.



Sans lissage		Prédiction : Variables Forward					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
S3 ou S4 : 1 observation avant DEP		Apprentissage : Baum-Welch					
DEP		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	12,5%	0%	12,5%	37,5%	0%	37,5%	50%
Avec lissage		Avec lissage					
DEP		1	2	3	4 - 5	+ de 5	Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
100%	0%	0%	12,5%	37,5%	0%	50%	87,5%

Tableau 23 : Tests Modèle 2 sur la période 1^{er} trimestre 2007 avec insertions de symboles à 6 heures

4.1.2.2 Discussion sur les deux critères d'insertions de symboles

Les différents tests effectués montrent qu'il y a un impact très important sur le choix temporel des insertions de symboles. La « sur-insertion » d'observations apporte une trop grande sensibilité au modèle (Tableau 23). Nous avons pu montrer que l'insertion journalière, insertion que nous pourrions nommer « au fil de l'eau », apporte de meilleurs résultats pour l'expert. Le Tableau 24 propose, pour une même séquence d'observations issue de la base de données initiale, deux prédictions respectant nos deux *scenarii* temporels.

Dans le cas des résultats présentés (Tableau 24 (a)), l'expert est alerté deux jours avant l'arrêt du système. Pour le Tableau 24 (b), l'expert est alerté à la fois très souvent et bien trop en amont de l'arrêt effectif. Dans ces conditions, l'estimation prématurée de l'état S2 ne permettrait pas une planification optimale des opérations de maintenance.

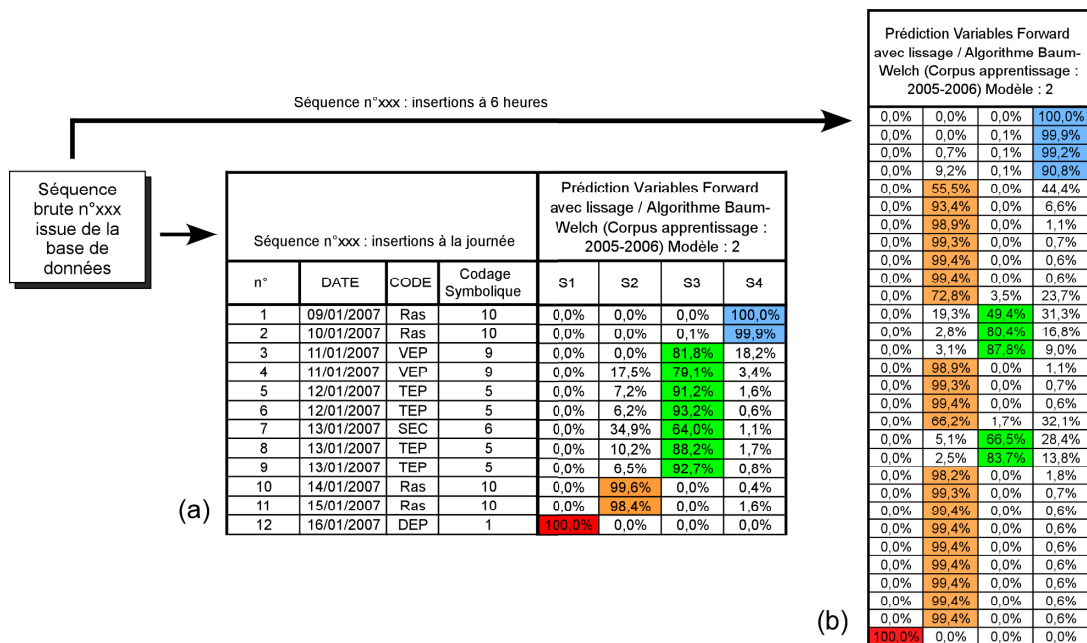


Tableau 24 : Résultats sur la séquence n°xxx à partir des deux types d'insertions ((a) : insertion journalière, (b) : insertions à 6 heures)

4.1.2.3 Bilan des résultats : prédiction de pannes

Le Tableau 25 propose une synthèse des résultats concernant la capacité du modèle 2 à prédire l'arrivée de la panne pour 87,5% des cas (apparition de l'état S2 avant l'état S1). Ces résultats sont très encourageants. A +3 jours, la panne est détectée dans 85,7% des cas. Si l'expert ne tenait compte que des statistiques, il pourrait se poser des questions sur l'arrivée possible de la panne à 5,38 jours (moyenne statistique sur 2005 et 2006 (Figure 37)). Cette information statistique n'étant par définition qu'un indicateur, elle ne peut à elle seule répondre aux exigences de l'expert.

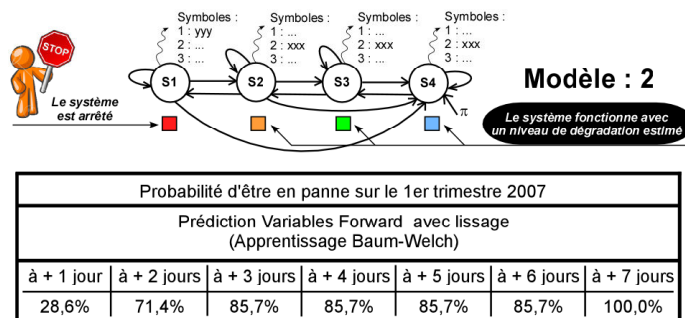


Tableau 25 : Prédiction de panne : Variables Forward avec lissage (peseuse M2)

4.2 Etude d'un système de fonderie

4.2.1 Choix de la codification symbolique des observations et choix du critère d'insertions de symboles

Dans le cadre de cette seconde étude, nous avons retenu deux *scenarii*. Dans le cas des informations issues de la presse basse pression, en l'absence d'évènement, une fois ce plafond atteint, deux symboles particuliers signifiant « *Ras* » (Rien à signaler) et « *PPROD* » (pas de production) sont insérés dans la séquence initiale (Figure 54). Le premier scenario consiste à insérer une observation avec un plafond à 8 heures (fonctionnement des équipes en production). Le deuxième scenario consiste à insérer une observation avec un plafond à 2 heures (temps maximum où perdue une information établie par rapport à l'ensemble de la base de données). La planification sur le terrain par l'expert des activités de maintenance est planifiée au mois. Cette organisation peut être réenvisagée en fonction de la situation du moment soit à la semaine soit à la journée. Cette approche d'insertions de symboles permettra donc d'actualiser l'état du modèle au moins trois fois par jour.

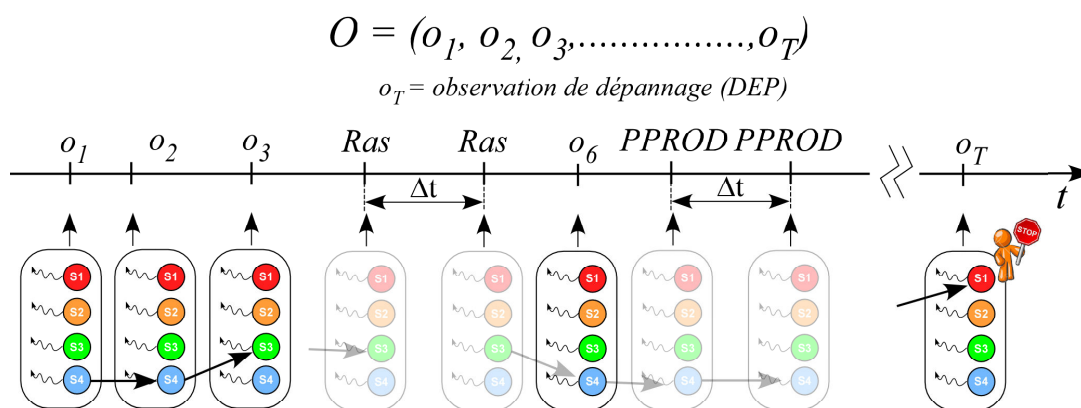


Figure 54 : Séquence de symboles observés et séquence d'états cachés respectant le critère d'insertions de symboles

A partir du Tableau 12, nous avons codifié arbitrairement de 1 à 19 l'ensemble des différentes occurrences d'observations (activités de maintenance recensées par le service de maintenance associées aux codes « *Ras* » : pas d'intervention ainsi que « *PPROD* » : pas de production (Tableau 3)). Cette codification est présentée Figure 55.

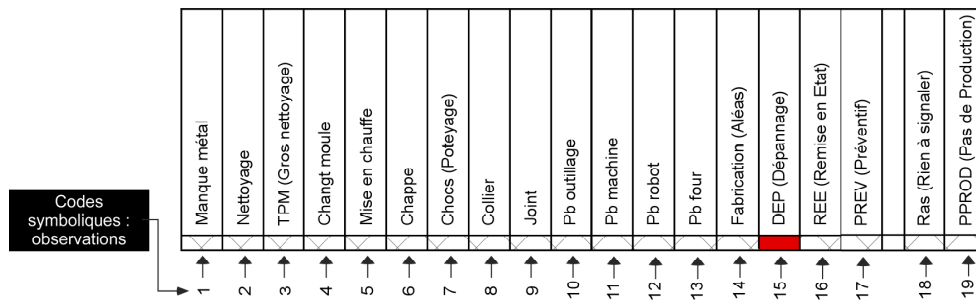


Figure 55 : Présentation du choix de codification symbolique des différentes occurrences d'observations (BP 101)

4.2.2 Résultats en fonction du corpus d'apprentissage, du modèle choisi et du critère d'insertions de symboles

Les précédents résultats ayant exclu le modèle 1, nous ne présenterons que les tests effectués à partir des modèles 2 et 3. Les résultats présentés, les plus « *qualitatifs* » par la suite, correspondent pour les modèles 2 et 3 à :

- prédiction : Variables Forward associée à l'apprentissage utilisant l'algorithme de Baum-Welch,
- prédiction : Viterbi associée à l'apprentissage utilisant l'algorithme Segmental k-means.

La Figure 56 décrit la procédure adoptée pour effectuer l'ensemble des tests concernant la presse basse pression (BP 101).

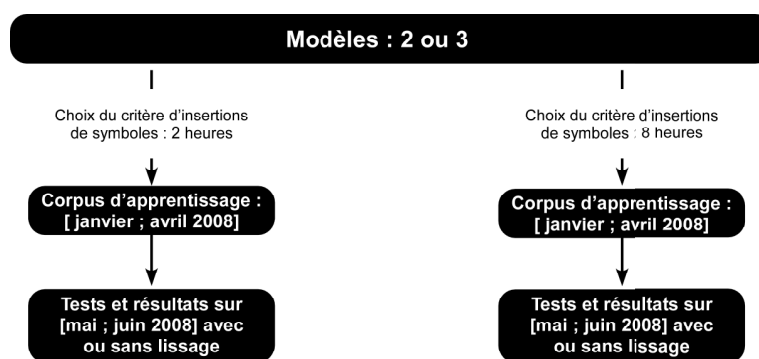


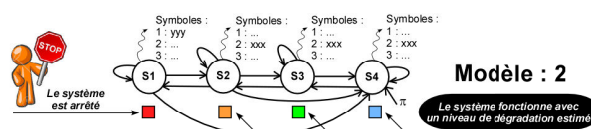
Figure 56 : Procédure adoptée pour les tests

4.2.2.1 Bilan des différents tests effectués avec les deux modèles

Avant de présenter les différents résultats, le lecteur retiendra que nous avons conservé les mêmes déclarations d'entêtes sur les tableaux qui suivent (Tableau 17).

4.2.2.1.1 Insertions de symboles à 8 heures : 1^{er} scenario

Le premier test a consisté à respecter la topologie du modèle 2 en tenant compte du critère d'insertions de symboles à 8 heures (Figure 54, Figure 56). Le Tableau 26 propose un bilan complet sur les différents tests effectués.



Sans lissage		Prédiction : Variables Forward					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
Apprentissage : Baum-Welch		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					0%
100%	37,5%	37,5%	25%	0%	0%	0%	
Avec lissage		1					3
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
100%	0%	62,5%	25%	0%	0%	12,5%	
Avec lissage		1					3

Sans lissage		Prédiction : Viterbi					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
Apprentissage : Segmental k-means		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					37,5%
100%	37,5%	37,5%	25%	0%	0%	0%	
Avec lissage		1					3
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
100%	0%	75%	25%	0%	0%	0%	
Avec lissage		1					3

Tableau 26 : Tests Modèle 2 sur la période mai – juin 2008 avec insertions de symboles à 8 heures

Ce modèle estime bien l'état « *ARRET* » en fonction de l'activité de maintenance rattachée (DEP). Nous constatons que le lissage apporte une meilleure qualité de résultats avec notamment un écart important (37,5% sans lissage contre 0% avec lissage (②)). Le modèle 2 (apprentissage : Baum-Welch, prédiction : Variables Forward) offre une bonne qualité dans les résultats. Ce modèle confirme les attentes que nous pouvions lui accorder. Nous constatons également qu'il y a un pourcentage important à + 3 observations (87,5% de chance de tomber en panne (①)). Le résultat de 0% (③) confirme également la qualité de ce modèle. Dans ces conditions, nous montrons que l'expert pourrait certainement tirer un bénéfice sur ce niveau d'alarme, s'il disposait d'une telle information.

Le modèle 2 (apprentissage Segmental k-means, prédiction Viterbi) est de moins bonne qualité avec notamment un pourcentage de 50% pour ③.

La Figure 57 ainsi que la Figure 58 présentent des résultats issus de séquences d'observations différentes.

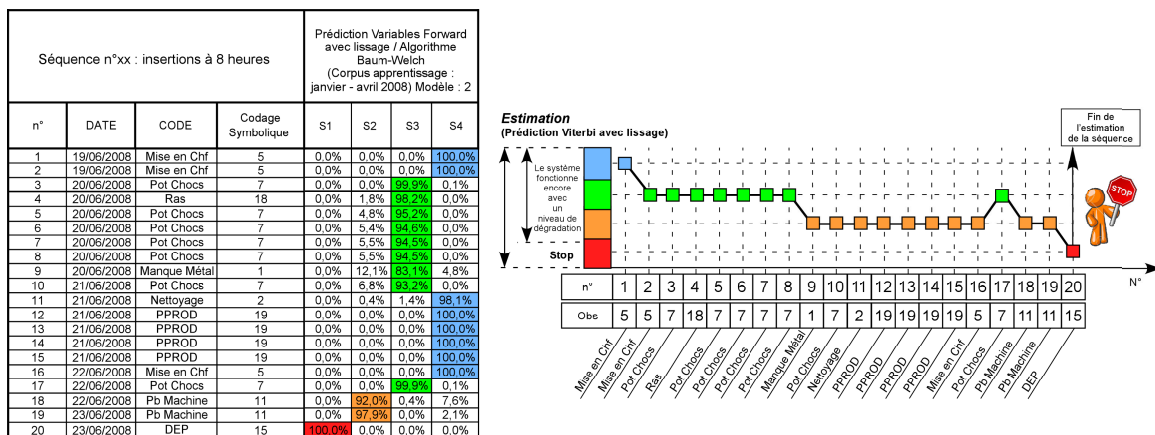


Figure 57 : Résultats d'un test dépendant du Modèle 2

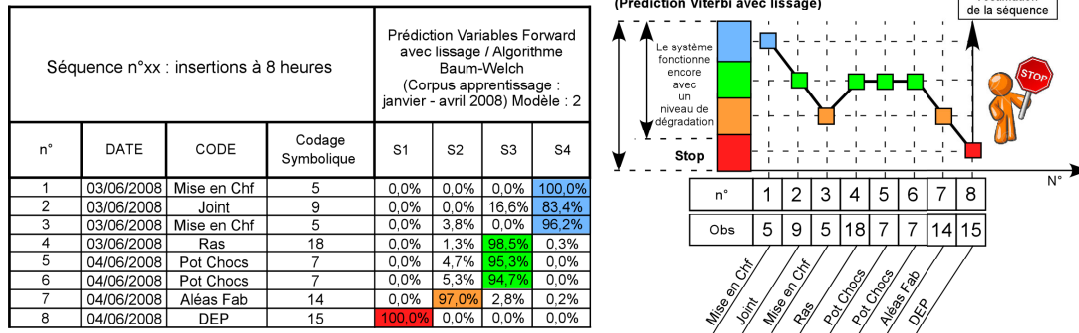
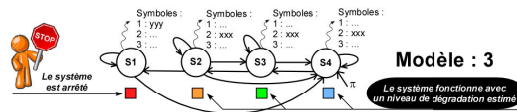


Figure 58 : Autre résultat d'un test dépendant du Modèle 2

Le Tableau 27 propose un bilan complet sur les différents tests effectués concernant le modèle 3. Nous constatons que le lissage apporte une augmentation de la qualité du résultat (②). En ce qui concerne les autres résultats (c.f discussion déjà évoquée), ils ne sont pas satisfaisants.



		Prédiction : Variables Forward Apprentissage : Baum-Welch						
Sans lissage		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
DEP	100%		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
		37,5%	25%	25%	12,5%	0%	0%	37,5%
Avec lissage ②		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1 ③
DEP	100%		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
		12,5%	50%	25%	12,5%	0%	0%	50%

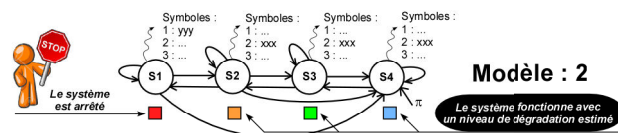
		Prédiction : Viterbi Apprentissage : Segmental k-means						
Sans lissage		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
DEP	100%		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
		37,5%	37,5%	25%	0%	0%	0%	37,5%
Avec lissage ②		S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1 ③
DEP	100%		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
		12,5%	50%	37,5%	0%	0%	0%	50%

Tableau 27 : Tests Modèle 3 sur la période mai – juin 2008 avec insertions de symboles à 8 heures

4.2.2.1.2 Insertions de symboles à 2 heures : 2^{ème} scenario

Nous présentons, dans ce paragraphe, les résultats issus du modèle 2 testé précédemment (modèle retenu avec lissage : apprentissage Baum-Welch, prédiction : Variables Forward) à partir de la base de données adaptée (Tableau 28). Cette base de données adaptée correspond au critère d'insertions de symboles toutes les 2 heures. Les modalités d'insertions respectent les explications présentées dans la Figure 54 avec $\Delta t = 2$ heures.

Le Tableau 28 montre clairement que la prédiction évolue beaucoup entre les états (S2, S3 et S4) avant d'arriver en S1 (③). Dans 50% des cas, S2 n'est pas un état qui précédera exclusivement l'état S1. Le modèle est trop sensible.



Avec lissage		Prédiction : Variables Forward					Apprentissage : Baum Welch
S1 / DEP	S3 ou S4 : 1 observation avant DEP	Quantité successive de S2 avant S1					Quantité de S2 ne conduisant pas à S1
		1	2	3	4 - 5	+ de 5	
100%	0%	62,5%	25%	12,5%	0%	0%	50%

Tableau 28 : Tests Modèle 2 sur la période mai – juin 2008 avec insertions de symboles à 2 heures

4.2.2.2 Discussion sur les deux critères d'insertions de symboles

Les différents tests effectués montrent qu'il y a un impact très important sur le choix temporel des insertions de symboles. Comme nous l'avons montré dans le cas des tests effectués sur la peseuse (exemple Tableau 24 (b)) la « sur-insertion » d'observations apporte une trop grande sensibilité au modèle (Tableau 28). Nous avons pu montrer que l'insertion à 8 heures (rythme de la rotation temporelle des équipes de production) apporte de meilleurs résultats pour l'expert. Le Tableau 29 propose pour une même séquence d'observations issue de la base de données initiale, deux prédictions respectant nos deux

scenarii temporels. Dans le cas des résultats présentés (Tableau 29 (a)), l'expert est alerté à une observation avant l'arrêt du système. Pour le Tableau 29 (b), l'expert est alerté trop en avance par rapport à l'arrêt effectif. Dans ces conditions, l'estimation prématurée de l'état S2 ne permet pas une planification optimale des opérations de maintenance.

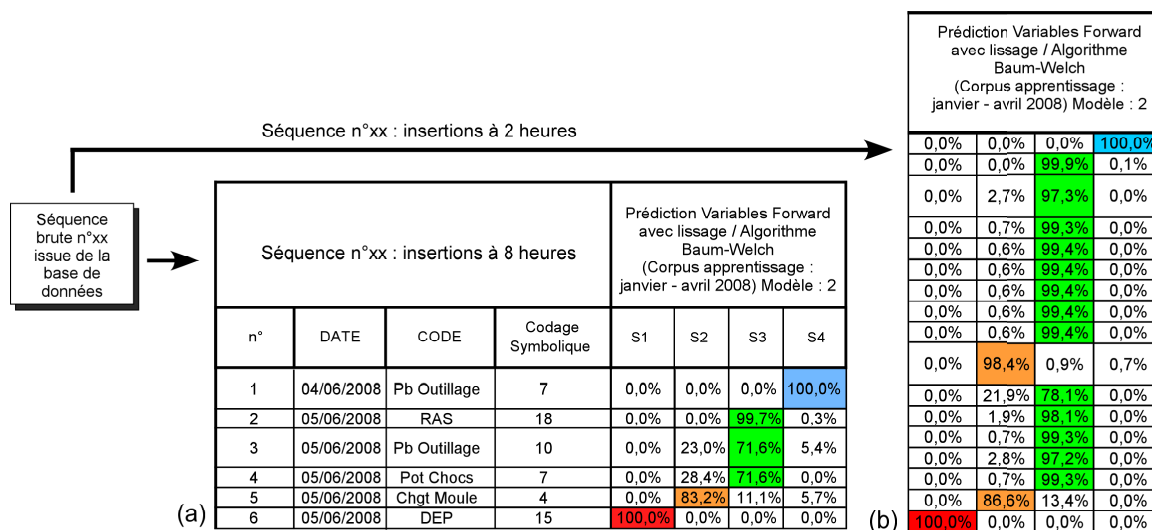
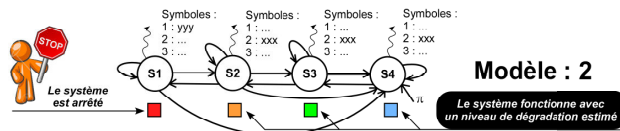


Tableau 29 : Résultats sur la séquence n°xx à partir des deux types d'insertions ((a) : insertions à 8 heures, (b) : insertions à 2 heures)

4.2.2.3 Bilan des résultats : prédiction de pannes

Le Tableau 30 propose une synthèse des résultats concernant la capacité du modèle 2 à prédire l'arrivée de la panne pour 100% des cas (apparition de l'état S2 avant l'état S1).

Ces résultats sont très encourageants. Le jour même, la panne est détectée dans 25% des cas. A +1 jour, la panne est détectée dans 75% des cas. Si l'expert ne tenait compte que des statistiques, il pourrait se poser des questions sur l'arrivée possible de la panne à 3,05 jours (moyenne statistique (Figure 40)).



Probabilité d'être en panne sur la période [mai ; juin 2008]						
Prédiction Variables Forward avec lissage (Apprentissage Baum-Weich)						
à + 0 jour	à + 1 jours	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours
25%	75%	100%	100%	100%	100%	100,0%

Tableau 30 : Prédiction de panne : Variables Forward avec lissage (BP 101)

4.3 Comparaison entre l'approche MMC et l'approche lois de survie

4.3.1 Peseuse volumétrique M2

Les résultats du Tableau 25 permettent d'apporter une estimation plus précise que les lois non paramétrique et semi paramétrique utilisées (exemple : à -3 jours de la panne, un taux de 85,7% lorsque les symboles potentiellement dégradants pour l'estimation du niveau de dégradation du système sont observés). Le Tableau 31 permet, sur un exemple, de faire un point sur la confrontation des deux approches développées. L'expert disposant d'un tableau de ce type en temps réel pourrait avoir une vision globale sur le niveau de dégradation du système à partir de différents indicateurs. Au 14/01/2007, l'estimation du niveau de dégradation est dans l'état S2 (1^{ère} alarme forte !). Les autres indicateurs provenant des lois de survie estiment que le système a plus d'une chance sur deux d'être déjà tombé en panne !

Séquence n°1 : insertions à la journée				Prédiction Variables Forward avec lissage / Algorithme Baum-Weich (Corpus apprentissage : 2005-2006) Modèle : 2				Modèles lois de survie					
				S1	S2	S3	S4	Estimation optimiste par Kaplan-Meier de tomber en panne	Estimation pessimiste par Kaplan-Meier de tomber en panne	Estimation médiane par Kaplan-Meier de tomber en panne	Estimation Test de COX de tomber en panne		
n°	DATE	CODF	Codage Symbolique										
1	09/01/2007	Ras	10	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	1%	8%	4%	25%		
2	10/01/2007	Ras	10	0.0%	0.0%	0.1%	99.9%	15%	32%	24%	25%		
3	11/01/2007	VEP	9	0.0%	0.0%	81.8%	18.2%	27%	45%	36%	41%		
4	11/01/2007	VEP	9	0.0%	17.5%	79.1%	3.4%	27%	45%	36%	41%		
5	12/01/2007	TEP	5	0.0%	7.2%	91.2%	1.6%	38%	57%	47%	54%		
6	12/01/2007	TEP	5	0.0%	6.2%	93.2%	0.6%	38%	57%	47%	54%		
7	13/01/2007	SEC	6	0.0%	34.9%	64.0%	1.1%	48%	66%	57%	66%		
8	13/01/2007	TEP	5	0.0%	10.2%	88.2%	1.7%	48%	66%	57%	66%		
9	13/01/2007	IIEP	5	0.0%	6.5%	92.7%	0.8%	48%	66%	57%	66%		
10	14/01/2007	Ras	10	0.0%	99.6%	0.0%	0.4%	53%	72%	62%	73%		
11	15/01/2007	Ras	10	0.0%	98.4%	0.0%	1.6%	59%	76%	67%	79%		
12	16/01/2007	DEP	1	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	68%	84%	76%	87%		

Tableau 31 : Estimation du niveau de dégradation du système avec les deux approches (Peseuse M2)

Dans ces conditions, l'expert devrait réagir en fonction des différentes contraintes et priorités du terrain en considérant que s'il ne fait rien, il va vers la panne. Deux interventions de travaux préventifs ont été effectuées, suivies de deux journées sans aucune intervention et le processus tombe en panne !

La Figure 59 propose, pour la même séquence, une autre orientation dans la confrontation des deux approches. Les valeurs numériques des probabilités (Variables Forward) sont tirées du Tableau 25. Les résultats dépendant des deux fonctions de survie (Kaplan-Meier et Cox) sont issus du Tableau 31.

Prenons le cas où l'expert se fixerait toutes interventions de maintenance à partir d'une situation où le système aurait plus de 50% de chance d'être déjà tombé en panne. S'il se réfère uniquement aux lois de survie, il pourrait programmer une intervention (à - 4 jours (temps mesuré avant l'arrivée de la panne, Figure 59)). S'il utilisait notre approche MMC, il pourrait programmer une intervention à -1 jour. Cette différence de sensibilité peut s'expliquer par le fait que les lois de survie ne tiennent compte que du temps qui passe et que notre modèle tient compte en plus des observations collectées. Dans ce cas, notre modèle a bien identifié la « signature » d'une panne éventuelle.

En considérant l'information S2, l'expert pourrait planifier des interventions de maintenance juste avant la panne. En effet, on peut supposer que la dégradation serait suffisamment marquée pour faciliter la ou les actions de maintenance.

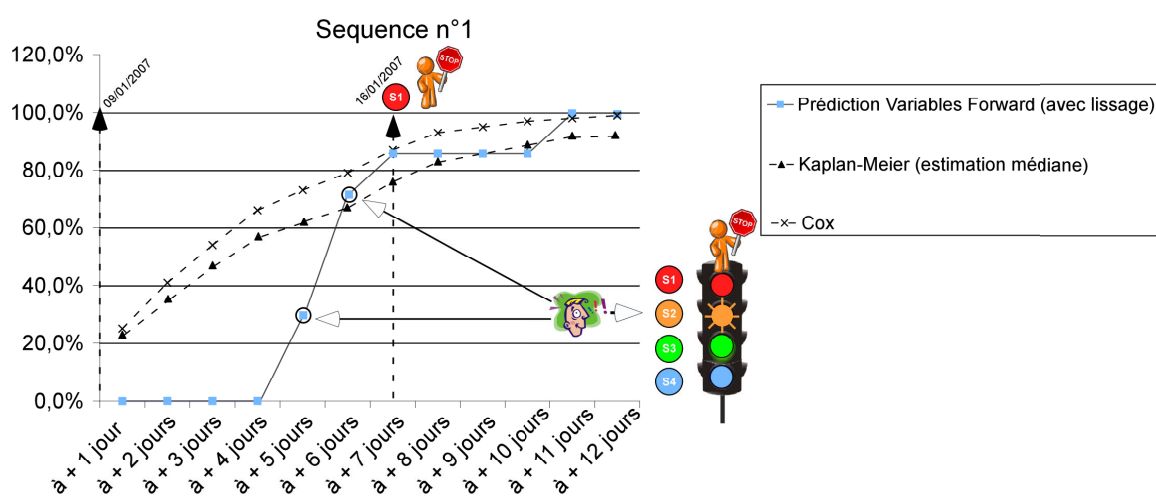


Figure 59 : Probabilité de détecter l'arrivée de la panne sur différents tests (peseuse M2)

4.3.2 Système de fonderie : BP 101

Les résultats du Tableau 30 permettent d'apporter une estimation plus précise que les lois non paramétrique et semi paramétrique utilisées (exemple : à -1 jour de la panne, un taux de 75% lorsque les symboles potentiellement dégradants pour l'estimation du niveau de dégradation du système sont observés).

Comme pour le Tableau 31, le Tableau 32 permet, sur un exemple, de faire un point sur des deux approches développées. Au 09/06/2008, l'estimation du niveau de dégradation est dans l'état S2 (1^{ère} alarme forte !). Les autres indicateurs provenant des lois de survie estiment que le système a plus d'une chance sur deux de tomber en panne (60% pour l'estimation optimiste de Kaplan-Meier) !

Séquence n°xx : insertions à 8 heures				Prédiction Variables Forward avec lissage / Algorithme Baum-Welch (Corpus apprentissage : janvier - avril) Modèle : 2				Modèles lois de survie			
n°	DATE	CODE	Codage Symbolique	S1	S2	S3	S4	Estimation optimiste par Kaplan-Meier de tomber en panne	Estimation pessimiste par Kaplan-Meier de tomber en panne	Estimation médiane par Kaplan-Meier de tomber en panne	Estimation Test de COX de tomber en panne
1	06/06/2008	Aléas Fab	14	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	7%	25%	16%	58%
2	07/06/2008	RAS	18	0,0%	0,0%	99,7%	0,3%	40%	66%	53%	58%
3	07/06/2008	Pot Chocs	7	0,0%	4,5%	95,5%	0,0%	40%	66%	53%	58%
4	07/06/2008	Nettoyage	2	0,0%	0,4%	1,4%	98,2%	40%	66%	53%	58%
5	07/06/2008	PPROD	19	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	40%	66%	53%	58%
6	08/06/2008	PPROD	19	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	54%	79%	67%	81%
7	08/06/2008	PPROD	19	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	54%	79%	67%	81%
8	08/06/2008	Mise en Chf	5	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	54%	79%	67%	81%
9	08/06/2008	Pot Chocs	7	0,0%	0,0%	99,9%	0,1%	54%	79%	67%	81%
10	09/06/2008	Pot Chocs	7	0,0%	4,5%	95,5%	0,0%	60%	84%	72%	89%
11	09/06/2008	Pot Chocs	7	0,0%	5,3%	94,7%	0,0%	60%	84%	72%	89%
12	09/06/2008	Pb Machine	11	0,0%	93,5%	0,3%	6,2%	60%	84%	72%	89%
13	09/06/2008	Collier	8	0,0%	78,0%	0,2%	21,8%	60%	84%	72%	89%
14	09/06/2008	Pb Outillage	10	0,0%	92,2%	1,8%	6,0%	60%	84%	72%	89%
15	09/06/2008	Mise en Chf	5	0,0%	92,6%	0,0%	7,4%	60%	84%	72%	89%
16	09/06/2008	Collier	8	0,0%	74,8%	0,2%	25,0%	60%	84%	72%	89%
17	09/06/2008	Mise en Chf	5	0,0%	71,1%	0,0%	28,9%	60%	84%	72%	89%
18	10/06/2008	TPM	3	0,0%	99,6%	0,1%	0,2%	66%	88%	77%	96%
19	10/06/2008	TPM	3	0,0%	99,9%	0,1%	0,0%	66%	88%	77%	96%
20	10/06/2008	Pb Robot	12	0,0%	99,8%	0,2%	0,0%	66%	88%	77%	96%
21	10/06/2008	DEP	15	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	66%	88%	77%	96%

Tableau 32 : Estimation du niveau de dégradation du système avec les deux approches (BP 101)

Compte tenu des résultats du Tableau 30, dans ces conditions, l'expert devrait réagir en fonction des différentes contraintes et priorités du terrain en considérant que s'il ne fait rien, il va vers la panne.

Comme pour l'exemple présenté (Figure 59), la Figure 60 nous permet également d'engager une discussion. La confrontation des deux approches montre que notre indicateur (état S2) doit être considéré, encore une fois, avec le plus grand soin par

l'expert. La Figure 60 montre clairement une cassure dans la dégradation avec la prédiction Variables Forward. Dans ce cas, celui-ci aura été prévenu à plusieurs reprises, avant l'arrêt du système ! Les résultats présentés Figure 60 sont issus des deux fonctions de survie (Kaplan-Meier et Cox) du Tableau 32 ainsi que du Tableau 30 pour la prédiction Variables Forward.

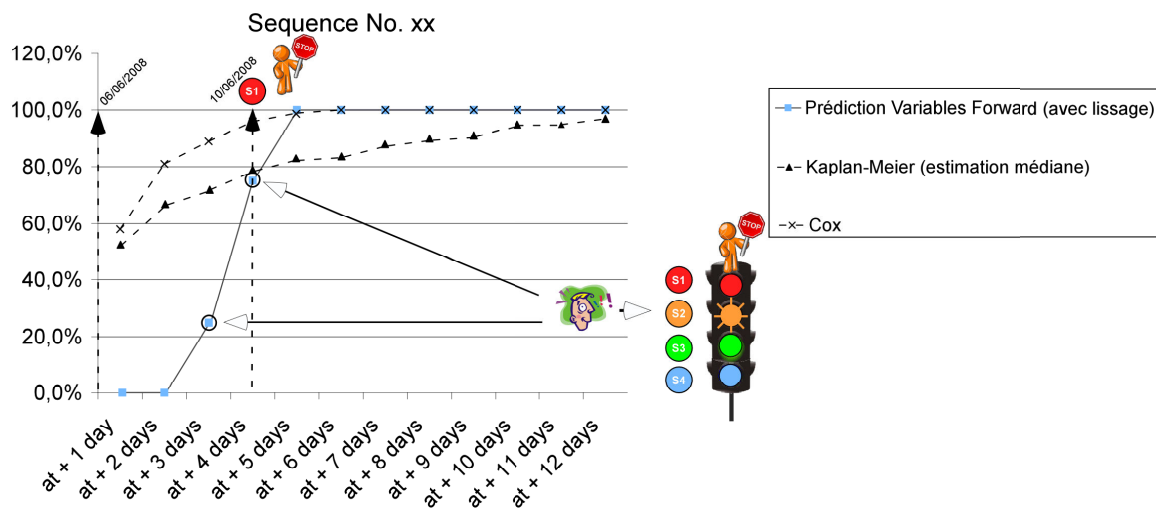


Figure 60 : Probabilité de détecter l'arrivée de la panne sur différents tests (BP 101)

5. Conclusion

Notre approche montre que l'ensemble des résultats obtenus dans le cadre des deux études industrielles, peut apporter des éléments d'aide à la décision pour l'expert. Les résultats montrent que notre *dispositif d'aide à la décision* apporte une bonne estimation de la probabilité de tomber en panne lorsque l'on dispose d'observations. Dans un premier temps, trois modèles respectant trois topologies différentes ont été testés (1^{ers} tests sur la peseuse volumétrique). Rapidement, le modèle 1 a été écarté pour ne conserver que les modèles 2 et 3. Après un travail mettant en relief les qualités ou non qualités des deux modèles restants, nous avons estimé que le modèle 2 répondait le mieux aux exigences initialement présentées. Nous avons également mis en évidence la procédure de tests associée au préalable à un apprentissage du modèle λ , qui offrait les meilleurs résultats :

apprentissage par l’algorithme de Baum-Welch, prédiction par l’algorithme Variables Forward avec lissage.

Par la suite, les tests effectués dans la même démarche sur la presse basse pression (BP 101) ont montré également qu’il était possible d’estimer le niveau de dégradation à partir d’observations issues du terrain. Ces nouveaux tests font ressortir que le modèle 2 offre également les meilleures qualités de résultats par rapport aux différents critères.

Nous avons aussi montré que le choix temporel concernant les insertions d’observations, avait un impact non négligeable sur la sensibilité de l’estimation.

Pour les deux exemples industriels, nous voyons, qu’il est possible de faire cohabiter différents indicateurs (Figure 61) issus, soit des lois de survie utilisées, soit de notre approche MMC (Figure 59, Figure 60).

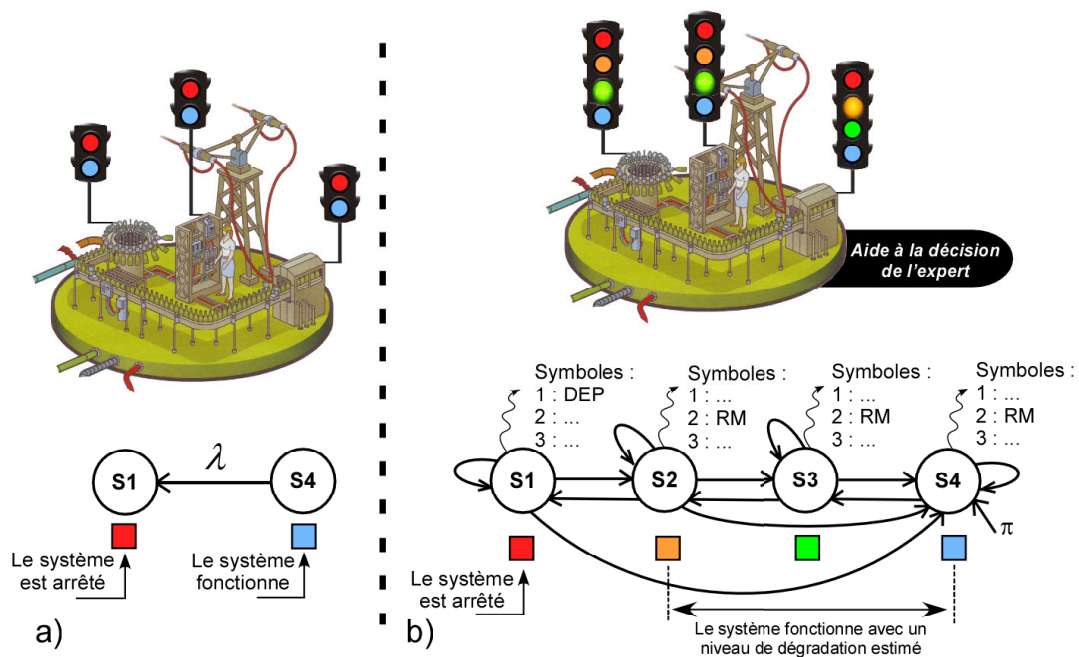


Figure 61 : Kaplan-Meier et Cox comparés à notre approche MMC

De plus, nous montrons que l’expert disposant d’un tel outil d’analyse, peut tenter de qualifier les interventions de maintenance. Par exemple (Tableau 31), pourquoi le système tombe en panne suite à deux interventions de travaux d’entretiens préventifs et deux jours sans rien faire ? Les tests ayant été effectués *a posteriori*, nous ne pouvons évaluer les effets de la programmation d’éventuelles actions de maintenance. Les

premières analyses des évènements fournis par les industriels, leur ont permis de conforter leur connaissance des effets de certaines actions de maintenance (l'indicateur peut dans certains cas informer sur la « *qualité* » des actions de maintenance).

Les résultats montrent que l'indicateur proposé suit le niveau de dégradation du système. Donc en étudiant l'évolution de l'indicateur, nous pouvons essayer d'en déduire l'influence des évènements sur l'état du système. Certains évènements auront une influence positive, d'autres auront tendance à détériorer le système. Par exemple, dans le cas de l'étude sur la presse basse pression, nous avons observé qu'une activité code « *TPM* » ne permettait pas de faire remonter l'estimation du niveau de dégradation (Tableau 32). Ces travaux engageaient de vastes activités de gros nettoyages avec notamment l'utilisation de produits non adaptés. Après retour sur expérience, le responsable de la maintenance avait confirmé ce point qui dégradait voire déréglait un certain nombre de détecteurs ou de capteurs enclenchant par la suite des interventions en dépannage. Une modification opérationnelle de cette procédure a donc été effectuée.

Castanier *et al.* [36], Dieulle *et al.* [50] et Grall *et al.* [59] proposent une gestion calendaire d'inspections. Cette gestion qui s'adapte à l'état de dégradation du système est construite de manière séquentielle. Les inspections sont d'autant plus fréquentes que le système est dégradé. Notre méthode et les résultats présentés issus de tests dans le cadre de deux contextes industriels, montrent que l'indicateur peut apporter des éléments complémentaires aux travaux présentés par ces différents auteurs.

CHAPITRE V

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au développement d'une démarche de modélisation concernant le niveau de dégradation d'un système maintenu dans le cadre d'une politique de maintenance préventive associée à l'usage d'une stratégie TPM pour l'un des deux contextes industriels étudiés. Un système peut continuer à produire bien qu'il soit en mode dégradé. L'objectif de ce travail était d'aboutir à un outil d'aide à la décision permettant d'anticiper l'arrivée de la panne (situation d'arrêt non souhaitée, dans laquelle l'expert doit gérer une situation de « *crise* »). A partir de l'hypothèse : « *les évènements qui précèdent une panne sont souvent récurrents. Une suite d'évènements particuliers peut, éventuellement, informer d'une panne prochaine* », nous nous sommes concentrés sur la formalisation d'une structure de représentation pouvant décrire le niveau de dégradation du système, à partir d'observations dans une approche MMC. Dans un premier temps, nous avons caractérisé le niveau de dégradation par deux lois de survie (Kaplan-Meier et Cox). Nous avons ensuite confronté notre démarche de travail à ces lois de survie « *classiques* ». Dans ce contexte, l'expert pourra avoir à disposition différents indicateurs lui permettant d'anticiper la panne, et peut-être de pouvoir la retarder dans le temps, voire l'exclure.

Les travaux réalisés

Les travaux réalisés dans cette thèse s'inscrivent dans deux situations industrielles différentes. La première situation concerne un sous-ensemble inséré dans un processus continu pour l'agroalimentaire (avec de très nombreuses contraintes bien connues associées à un système continu). Ce premier sous-ensemble est maintenu dans le cadre de l'application d'une politique de maintenance préventive planifiée à la journée. La deuxième situation concerne un système discontinu complet pour la fonderie aluminium.

Ce système est maintenu dans le cadre de l'application d'une politique de maintenance préventive planifiée soit au mois, à la semaine, à la journée et associée à une stratégie TPM (délégations auprès des opérateurs de petits travaux d'entretien). Pour les deux situations, les opérations de maintenance appliquées consistent en différentes interventions avec des conditions de réalisation et des effets propres, en liaison avec des ordres de fabrications pour la production plus ou moins contraignants.

Nous avons travaillé dans un premier temps avec des lois de survie, pour estimer le niveau de dégradation dans le temps d'un système. Par la suite, nous avons montré qu'il était possible d'estimer le niveau de dégradation d'un système à partir d'informations observables (Figure 3) en utilisant une modélisation à partir d'un modèle de Markov caché.

Nous avons pour cela, mis en concurrence :

- des modalités d'apprentissage et de prédiction issues de différents algorithmes,
- des caractéristiques topologiques différentes pour trois modèles MMC,
- l'influence des modalités d'insertions temporelles concernant les informations observables.

Les intérêts de l'approche

La démarche construite permet à l'expert de pouvoir disposer de différents indicateurs. La mise en place de cet outil d'aide à la décision, a pour objectif d'alerter l'expert sur l'arrivée non souhaitée d'une panne qui peut être imminente. A cette occasion, il pourra tenter de replanifier différentes interventions de maintenance pour éviter l'arrêt du système. A plus grande échelle, l'expert pourrait visualiser sur un tableau de bord global (sur une application de supervision par exemple) les niveaux de dégradation des différents systèmes. Il pourrait donc disposer d'informations globales lui permettant de fixer des priorités d'interventions dans le cadre de sa politique de maintenance (Figure 4). Une replanification des interventions en maintenance « *au fil de l'eau* » serait donc possible.

Par ailleurs, nous avons également montré que le modèle Cox permettait de corréler certaines activités de maintenance avec une situation de dépannage.

Dans ce cadre, nous avons montré que nous pouvions faire cohabiter l'approche « *lois de survie* » avec l'approche « *MMC* ». Les résultats obtenus mettent en évidence que l'approche « *MMC* » peut être plus performante que l'approche « *lois de survie* ». Néanmoins, en l'absence d'évènements collectés, ces lois pourraient prendre le relais.

Les premières analyses des évènements fournis par les industriels, leur ont permis de conforter leur connaissance des effets de certaines actions de maintenance (l'indicateur peut dans certains cas, informer sur la « *qualité* » des actions de maintenance). Par exemple, l'action opérationnelle de maintenance est-elle ou non bénéfique, voire neutre pour le système ?

Les limites de l'approche

Lors de l'utilisation des MMC, un certain nombre de problèmes de calculs numériques surviennent. Ils sont plus ou moins associés à la taille du corpus d'apprentissage, à la discrétisation des symboles utilisés.

On peut retenir :

- l'insuffisance de données pour l'apprentissage,
- la meilleure initialisation du MMC,
- la mise à jour de modèles lorsque le système varie dans le temps,
- le choix de la meilleure architecture du MMC la plus adaptée aux données.

Concernant l'insuffisance de données pour l'apprentissage : pour que les paramètres du MMC convergent vers les vraies valeurs, le nombre d'observations devrait tendre vers l'infini [18]. Dans la pratique, le nombre d'observations pour l'apprentissage est toujours fini. En théorie, la solution est d'augmenter la taille du corpus d'apprentissage. En pratique quelques solutions ont été proposées telles que :

- l'utilisation d'informations supplémentaires pour l'estimation de faibles probabilités [72],
- la limitation des valeurs des probabilités en dessous d'un certain seuil [81].

Concernant l'initialisation et la détermination du nombre d'états d'un MMC, ce n'est pas toujours un choix aisé. Il n'existe pas de méthode théorique permettant de déterminer le nombre exact d'états pour l'optimisation du MMC. De plus, les états ne sont pas nécessairement liés à un ou des phénomènes physiques observables. Deux démarches peuvent être effectuées pour tenter de résoudre ce problème :

- effectuer des tests avec différents nombres d'états pour sélectionner la valeur « *optimale* »,
- le MMC est relié à une explication physique possible. On peut alors chercher le nombre d'états d'après un ensemble de connaissances *a priori* du domaine.

Rabiner [102] suggère l'utilisation des connaissances *a priori* du domaine pour la détermination de l'architecture du MMC.

Pour les systèmes non-stationnaires, lors de leur modélisation, les états ont une nature transitoire. La séquence d'observations générée par ce système n'est pas « *stable* » et évolue aussi dans le temps. Sugawara *et al.* [121] proposent un apprentissage évolutif pour l'amélioration des modèles lorsque de nouvelles occurrences d'observations existent. Par exemple, dans notre situation, se pourrait être une nouvelle gamme de travaux de maintenance notamment dans le cas de la presse basse pression.

Notre approche peut également avoir une limite dans le cas, où il n'y aurait pas un minimum de trois observations consécutives avant l'estimation de l'état S1 (dépannage). L'arrivée d'une situation de dépannage non prévisible reste toujours possible.

Les perspectives d'approfondissement

Dans les travaux menés, nous nous sommes concentrés sur l'estimation globale du niveau de dégradation d'un système. Nous avons montré qu'à partir d'observations collectables, il était possible d'effectuer une modélisation. Avant d'envisager la mise en place en situation réelle, nous allons explorer les possibilités de simulation d'un processus sur lequel nous appliquerions une planification dynamique de la maintenance.

Nous pourrions également travailler sur les points suivants :

- peut-on associer différents facteurs potentiellement impactant (la sollicitation du système issue d'ordres de fabrications différents, l'organisation calendaire des équipes de maintenance, ...) ?
- peut-on évaluer la pertinence des paramètres d'un MMC de façon objective sans connaissance à priori ? Dans ce cadre, nous avons commencé à travailler sur ce sujet à partir de la mesure de l'entropie de Shannon [107]. Les premiers tests effectués sur les données issues de la peseuse volumétrique corroborent les résultats de l'approche MMC. Ils montrent que le modèle 2 associé à des insertions de symboles à la journée est le modèle qui potentiellement appréhende le mieux la réalité.
- toutes les observations sont-elles pertinentes ? Peut-on limiter leur nombre où effectuer des regroupements ?
- peut-on travailler avec une « *fenêtre glissante* » d'observations ?

Enfin, tous ces travaux ont été effectués « *OFF line* », nous souhaiterions pouvoir les valider « *ON line* ». Dans le cas « *ON line* », il pourra également être intéressant de regarder l'association d'un outil de supervision vers la maintenance avec le choix d'indicateurs pertinents à surveiller.

PUBLICATIONS

Ci-dessous est présenté l'ensemble des publications concernant notre travail.

Vrignat P., Avila M., Bardet J.C., Kratz F., *Que peut-on attendre aujourd'hui des nouveaux produits d'automatisation pour la e-maintenance ?*, 13^{ème} colloque national – CNRIUT, Thionville, 2007.

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Kratz F., *Modélisation des dysfonctionnements d'un système dans le cadre d'activités de maintenance*, Congrès de Maîtrise des Risques et de Sécurité de Fonctionnement, $\lambda\mu$ 16, Communication 4A-1, Avignon, 2008.

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Kratz F., *Conventional approaches to the modelling of a dysfunctional process in the context of maintenance activity*, Electrotechnical Conference, The 14th IEEE Mediterranean, IEEE MELECON, Ajaccio, pp. 41-47, 2008.

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Roblès B., Kratz F., *Utilisation des chaînes de Markov cachées pour une évaluation des activités de maintenance dans le cadre d'un processus industriel pour l'agroalimentaire*, 15^{ème} colloque national – CNRIUT, Lille, 2009.

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Kratz F., *Evaluation et organisation des activités opérationnelles en maintenance dans le cadre de processus industriels*, Colloque International Francophone, Evaluation des Performances et Maîtrise des Risques Technologiques pour les Systèmes Industriels et Energétiques, Le havre, 2009.

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Kratz F., *Towards a maintenance and servicing indicator*, APMS 2009, Advances in Production Management Systems, IFIP AICT 338, International Federation for Information Processing / Advances in Information and Communication Technology, Bordeaux, pp. 113-120, 2010. (**Burbidge Award For the Best Presentation**)

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Kratz F., *Use of HMM for Evaluation of maintenance activities*, IJAIS, International Journal of Adaptive and Innovative Systems, Vol. 1, Nos. 3/4, pp. 216-232, 2010.

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Aupetit S., Slimane M., Kratz F., *Estimation du niveau de dégradation d'un processus à l'aide de lois de dégradation et d'un modèle de Markov caché*, JESA, Journal Européen des Systèmes Automatisés, 2010. (Soumission)

Vrignat P., Avila M., Duculty F., Aupetit S., Slimane M., Kratz F., *Maintenance policy: degradation laws vs HMM availability indicator*, Journal of Risk and Reliability, Part O, 2010. (Soumission)

Roblès B., Avila M., Duculty F., Vrignat P. and Kratz F., *Evaluation de la pertinence des paramètres stochastiques sur des Modèles de Markov Cachés*, 16^{ème} colloque national - CNRIUT, Angers, 2010.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Adjallah K.H., Iung B. and Zerhouni N., *E-maintenance et e-manufacturing au Japon*, Informatique et Télécommunications, Ambassade de France à Tokyo, Service pour la Science et la Technologie, Rapport : SMM03_055, Août, 2003.
- [2] AFNOR, *Maintenance industrielle - Fonction maintenance*, FD X60-000, Mai, 2002.
- [3] AFNOR, *Terminologie de la maintenance*, NF EN 13306 X 60-319, juin, 2001.
- [4] Aghasaryan A., *Formalisme HMM pour les réseaux de Petri partiellement stochastiques : Application au diagnostic des pannes dans les systèmes répartis* Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 1998.
- [5] Ajmone M., Balgo G. and Conte G., *A class of Generalized Stochastic Petri Nets for performance Analysis of Multiprocessor Systems*, ACM Transactions on Computer Systems, Vol.2, No.2, pp. 93-122, 1984.
- [6] Ajmone M., Balgo G., Conte G., Donatelli S. and Franceshina G., *Modelling with Generalized Stochastic Petri Nets*, John Willey & Sons Ltd., Series in Parallel Computing, Chichester, England, 1995.
- [7] AMDEC, *Normes Publication CEI 812, "Techniques d'analyse de la fiabilité des systèmes - Procédures d'analyse des modes de défaillance et de leurs effets (AMDE)"*, 1985.
- [8] Antoni M. and Meier-Hirmer C., *Une étude de la fiabilité des ensembles fonctionnels électroniques de signalisation ferroviaire*, Congrès de Maîtrise des Risques et de Sûreté de Fonctionnement, λμ 16, 1D-3, 2008.
- [9] Asbjorn R., *Product Lifecycle Management and Information-tracking using Smart Embedded Systems*, European Commission Information Society and Media, 2006.
- [10] Aupetit S., *Contributions aux modèles de Markov cachés : Métaheuristiques d'apprentissage, nouveaux modèles et visualisation de dissimilarité*, Thèse de doctorat, Université François-Rabelais, Tours, 2005.
- [11] Aupetit S., Monmarché N. and Slimane M., *Hidden Markov models training using population based metaheuristics, in Advances in Metaheuristics for Hard*

- Optimization*, Natural Computing Series, Siarry P. and Michalewicz Z., Springer-Verlag, pp. 415–438, 2008.
- [12] Avila M., *Optimisation de modèles Markoviens pour la reconnaissance de l'écrit*, Thèse de doctorat, Université de Rouen, 1996.
- [13] Basile O., *Prise en compte de l'incertitude dans les modèles fiabilistes de maintenance industrielle. Extension aux sollicitations variables.*, Thèse de doctorat, Faculté Polytechnique de Mons, 2007.
- [14] Basseville M. and Cordier M.O., *Surveillance et diagnostic de systèmes dynamiques : approches complémentaires du Traitement de Signal et de l'Intelligence Artificielle*, Rapport de Recherche INRIA 2861, 1996.
- [15] Baudin V., Drira K., Villemur T. and Tazi S., *Une approche synchrone pour une télé expertise*, MFI'01, Modèles Formels pour l'Interaction, pp. 363-378, Toulouse, 21-23 Mai 2001.
- [16] Baum L.E., *An inequality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions of a markov process*, *Inequalities*, 3, pp. 1-8, 1972.
- [17] Baum L.E. and Petrie T., *Statistical Inference for Probabilistic Functions of Finite State Markov Chains*, *Annals Math. Stat.*, 37, pp. 1554-1563, 1966.
- [18] Baum L.E. and Petrie T., *Statistical inference for probabilistic functions on manifolds*, *Pac. J. Math*, 27, 1966, pp. 211-227, 1966.
- [19] Baxter L.A., Kijima M. and Tortorella M., *A point process model for the reliability of a maintained system subject to general repair*, *Communications in Statistics - Stochastic Models*, 12, pp. 37-65, 1996.
- [20] Beltrami C., *e-maintenance - Possibilités actuelles et perspectives*, PROCEED - A3SI Lorraine - ENSAM, 2005.
- [21] Bertholon H., *Une modélisation du vieillissement*, Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, 2001.
- [22] Birolini A., *Quality and reliability of technical systems*, Edition Springer, 1994.
- [23] Bitouzé D., Laurent B. and Massart P., *A Dvoretzky-Kiefer-Wolfowitz type inequality for the Kaplan-Meier estimator*, *Annales de l'Institut Henri Poincaré*, 35, pp. 735-763, 1999.

- [24] Bouillaut L. and Aknin P., *Maintenance de l'Infrastructure Ferroviaire : Etat Actuel et Perspectives, Pôle Diagnostic et Maintenance des systèmes de transport, Forum NTIC&T : Maintenance et Transports*, 2007.
- [25] Bouissou M. and Muffat S., *Automatisation de l'étude de sûreté de fonctionnement des systèmes dynamiques complexes à l'aide de méthodes markoviennes, Convergence'03, Paris, Décembre*, 2003.
- [26] Boukhetala K., Marion J.M. and Oulidi A., *Apport des méthodes de durée de vie au domaine de l'assurance. Application aux contrats d'assurances automobiles, 41^{èmes} Journées de Statistique, SFdS, Bordeaux*, 2009.
- [27] Boulat R. and Berger F., *Les entreprises de biens de consommation sous l'occupation, VII^{ème} colloque international du Groupement de Recherche (GDR) 2539 : Les entreprises françaises sous l'Occupation, CNRS, Université François-Rabelais, Tours*, 2007.
- [28] Bousquet N., *Analyse bayésienne de la durée de vie de composants industriels, Thèse de doctorat, Université Paris XI*, 2006.
- [29] Brandon T.N., *Nonparametric and Partially Parametric Approaches to Event-History Analysis, Sociological Methodology*, 13, pp. 1-60, 1982.
- [30] Breslow N., *Applications to clinical trials of multiple regression models for censored survival data, The Scientific Meeting of the Committee on Controlled Therapeutic Trials of the U.I.C.C, April*, 1973.
- [31] Brouard T., *Hybridation de Chaînes de Markov Cachées : conception d'algorithmes d'apprentissage et applications, Thèse de doctorat, Université François Rabelais, Tours*, 1999.
- [32] Cameron B. H. and Butcher-Powell L. M., *Gender Differences Among IT Professionals in Dealing with Change and Skill Set Maintenance, Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, & Management*, 1, pp. 161-167, 2006.
- [33] Cappé O., *Ten years of HMMs, <http://perso.telecom-paristech.fr/~cappe/docs/hmmbib.html>*, 2001.
- [34] Caputo A.C. and Salini P., *Influence of Preventive Maintenance Policy on Manufacturing Systems Performances, Proceedings of the World Congress on Engineering, WCE 2009, July 1 - 3, London, U.K.*, 2009.

- [35] Castanier B., *Modélisation stochastique et optimisation de la maintenance conditionnelle des systèmes à dégradation graduelle* Thèse de doctorat, Université de Technologie de Troyes, 2002.
- [36] Castanier B., Bérenguer C. and Grall A., *A sequential condition-based repair/replacement policy with non-periodic inspections for a system subject to continuous wear*, Applied Stochastic Models in Business and Industry, 19(4), pp. 327–347, 2003.
- [37] Chandler A.D.Jr., *Stratégie et structures de l'entreprise*, Editions d'organisation, Paris, 1989.
- [38] Cheuk-Kit W. and Eng Wie T., *Survival over 5 years in the initial hospital survivors with acute coronary syndrome: a comparison between a community hospital and a tertiary hospital in New Zealand*, Journal of the New Zealand Medical Association, Vol.120, n°1261, 2007.
- [39] Chin W., *Emerging instrumentation trends and impact of plant asset management, 61st Instrumentation Symposium for the Process Industries, Texas A&M University, College Station, Texas*, 2006.
- [40] Corset F., *Aide à l'optimisation de maintenance à partir de réseaux bayésiens et fiabilité dans un contexte doublement censuré*, Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier - Grenoble, 2003.
- [41] Cotaina N., Matos F., Chabrol J., Djeapragache D., Prete P., Carretero J., García F., Perez M., Pena J.M. and Perez J.M., *Study of existing reliability centered maintenance (RCM) approaches used in different industries*, TR Number FIM/110.1/DATSI/00, Facultad de Informatica de Madrid, 2000.
- [42] Cox D.R., *Regression Models and Life Tables (with Discussion)*, Journal of the Royal Statistical Society, Series B 34, pp. 187-220, 1972.
- [43] David R. and Alla H., *Petri Nets for Modeling Dynamic systems - A Survey*, Automatica, Vol.40, No.2, pp. 175-202, 1994.
- [44] Debache G., *Un panorama des applications industrielles des réseaux Bayésiens*, Institut pour la Maîtrise des Risques, Projet IMdR P04-7, Paris, 2008.
- [45] Dekker R., *Applications of maintenance optimization models: a review and analysis* Reliability Engineering and System Safety, Vol.51, pp. 229-240, 1996.

- [46] Delacruz J., *Field Support Command Maintenance in Theater & Contractor Logistic Support, AFSC - On the Line, US army*, 2003.
- [47] Deniaud S., Zerhouni N., El Moudni A. and Morel F., *Sur une modélisation de maintenance préventive à l'Alstom International Journal of Mechanical production systems Engineering*, 1999.
- [48] Despujols A., *Approche fonctionnelle de la maintenance*, MT9020, Techniques de l'ingénieur, Octobre, 2004.
- [49] Despujols A., *Optimisation de la maintenance par la fiabilité (OMF)*, MT9310, Techniques de l'ingénieur, Octobre, 2004.
- [50] Dieulle L., Bérenguer C., Grall A. and Roussignol M., *Sequential condition based maintenance scheduling for a deteriorating system*, European Journal of Operational Research, 150, pp. 451–461, 2003.
- [51] Doyen L., *Modélisation et évaluation de l'efficacité de la maintenance des systèmes réparables*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [52] Droesbeke J.J., Fichet B. and Tassi P., *Analyse statistique des durées de vie Modélisation des données censurées*, Economica, 1989.
- [53] DYNAMITE, *Dynamic Decisions in Maintenance, FP6 Integrated Project IP 017498 of the European Commission, 6th Framework programme for Research and Technological Development*, 2005-2009.
- [54] EN 13306., *Terminologie de la maintenance*, EN 13306 X60-319, juin, 2001.
- [55] Fleurquin G., Riane F., Roland B., Dehombreux P. and Hou G., *OPTIMAIN : Plate-forme d'élaboration de stratégies de maintenance de systèmes complexes*, MOSIM'06, 2006.
- [56] Garnier R., *Une méthode efficace d'accélération de la simulation des réseaux de Petri stochastiques*, Thèse de doctorat, Université de Bordeaux 1, 1998.
- [57] Gaudoin O., Corset F., Despréaux S., Dijoux Y. and Doyen., *Modélisation simultanée du vieillissement et de l'efficacité de la maintenance des systèmes réparables*, Journée SMAI-IMdR Mathématiques Appliquées et Sûreté de Fonctionnement, Pau, 2009.

- [58] Gouriéroux C., *Econométrie des variables qualitatives*, Economica, 2^{ème} édition, Paris, 1989.
- [59] Grall A., Bérenguer C. and Dieulle L., *A condition-based maintenance policy for stochastically deteriorating systems*, Reliability Engineering and System Safety, 76, pp. 167-180, 2002.
- [60] Grundy W.N., Bailey T.L., Elkan C.P. and Baker M.E., *Meta-MEME: Motif-based Hidden Markov Models of protein families*, Computer applications in the biosciences, 13(4), pp. 397-406, 1997.
- [61] Guaglio B., *Comment répondre à la question «le système, marchera-t-il ?*, CERN, Organisation Européenne pour la Recherche Nucléaire, 2005.
- [62] Guyennet H. and Lapayre J.C., *The group approach in distributed system. Journal of parallel and distributed computing practices PDCP*, Nova science publisher, 2 (3), pp. 285-297, 1999.
- [63] Guyot B., *Contribution à la modélisation prédictive des coûts de maintenance d'un turbo-réacteur en développement*, Thèse de doctorat, Université de Technologie de Troyes, 2008.
- [64] Hastings N.A.J., *The repair limit replacement method*, Opl. Res. Q. 20, pp. 337-349, 1969.
- [65] Heckerman D., Mamdani A. and Wellman M.P., *Real-world applications of Bayesian networks*, Communications of the ACM, pp. 24-26, 1995.
- [66] Henry D., *Le budget variable en Maintenance*, Conférence CEMI, 2001.
- [67] IEC 60300-3-11., *Dependability management - Part 3-11: Application guide - Reliability centred maintenance*, 1999.
- [68] Iung B., *From remote maintenance to MAS-based e-maintenance of an industrial process*, International Journal of Intelligent Manufacturing, 14 (1), pp. 59-82, 2003.
- [69] Iung B., *NTIC et nouvelles avancées en maintenance : E-maintenance*, Forum : Systèmes et logiciels pour les NTIC dans le transport Maintenance et Transports, Paris, 2007.
- [70] Iung B., Morel G. and Leger J.B., *Proactive maintenance strategy for harbour crane operation improvement*, Robotica, Vol.21, pp. 313-324, 2003.

- [71] Jeanpierre L., *Apprentissage et adaptation pour la modélisation stochastique de systèmes dynamiques réels*, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2002.
- [72] Jelinek F. and Mercer R.L., *Interpolated estimation of Markov source parameters from sparse data*, Pattern recognition in practice, E.S. Gelsema et L.N. Kanals, Eds Amsterdam, pp. 38-402, 1980.
- [73] Kalbfleisch J.D. and Prentice R.L., *The Statistical Analysis of Failure Time Data*, 2nd edition, John Wiley & Sons, New York, 2002.
- [74] Kaplan E.L. and Meier P., *Non-parametric Estimation from Incomplete Observations*, Journal of the American Statistical Association, 53, pp. 457-481, 1958.
- [75] Keith Mobley R., *An introduction to predictive maintenance*, Butterworth-Heinemann, 2nd Edition, 2002.
- [76] Kijima M., *Some results for repairable systems with general repair*, Journal of Applied Probability, 26, pp. 89-102, 1989.
- [77] Lebold M. and Thurston M., *Open Standards for Condition-Based Maintenance and prognostic systems*, 5th Annual Maintenance and Reliability Conference (MARCON 2001), Gatlinburg, USA, 2001.
- [78] Leclercq P.R., *Fiche méthodes*, IMdR-SdF. Groupe de travail Management Méthodes Outils Standard (M2OS), 2004.
- [79] Lee J., *Advanced Prognostics for Smart Systems Methodology, Tools, and Applications*, NSF I/UCRC since, Center for Intelligent Maintenance Systems, University of Cincinnati, 2000.
- [80] Leger J.B., *Maintenance & Transports : De la e-maintenance de sites industriels... à la e-maintenance de flottes*, PREDICT, 2007.
- [81] Levinson S.E., Rabiner L.R. and Sondhi M.M., *An introduction to the application of the theory of probabilistic functions of Markov process to automatic speech recognition*, The Bell System Technical Journal, 62(4), 1983.
- [82] Levrat E., Salzemann B., Clanché F. and Bron J.Y., *TELMA Plate-forme d'intégration de télémaintenance pour l'enseignement et la recherche*, Journal sur

l'enseignement des sciences et technologies de l'information et des systèmes (J3eA), 5 (HS 2), 2006.

- [83] Lewis E., *Introduction to Reliability Engineering*, John Wiley & Sons, 1987.
- [84] Lezaud P., *Etude des Réseaux de Petri Stochastiques*, Mémoire de DEA de Mathématiques Appliquées, Université Paul Sabatier, Toulouse III, 1995.
- [85] Lo S.H., Mack Y.P. and Wang J.L., *Density and hazard rate estimation for censored data via strong representation of the Kaplan-Meier estimator*, *Proba. Theory Related Fields*, 80, pp. 461-473, 1989.
- [86] Mazouni M.H., *Pour une Meilleure Approche du Management des Risques : De la Modélisation Ontologique du Processus Accidentel au Système Interactif d'Aide à la Décision*, Thèse de doctorat, Université de Nancy, 2008.
- [87] McCall J., *Maintenance Policies for Stochastically Failing Equipment: A Survey*, 1965.
- [88] Meier-Hirmer C., Pouligny P., Ardeois J. and Sibille N., *Optimisation de l'utilisation des trains meuleurs pour la maintenance des voies ferrées*, Congrès de Maîtrise des Risques et de Sécurité de Fonctionnement, $\lambda\mu$ 16, 4A-3, 2008.
- [89] Meier-Hirmer C., Sourget F. and Roussignol M., *Estimation de la durée de vie des pièces caténaires*, *Journal européen des systèmes automatisés*, Vol.40, n°7, pp. 703-720, 2006.
- [90] Ministère de l'Écologie de l'Energie du Développement durable et de la Mer., *Renforcement de la politique de prévention des risques liés aux inondations*, 2006.
- [91] Ministère de l'intérieur., *Présentation du nouveau plan gouvernemental de vigilance, de prévention et de protection face aux menaces d'actions terroristes : Vigipirate*, premierministre.gouv.fr, 2003.
- [92] Mortureux Y., *La Sécurité de fonctionnement: méthodes pour maîtriser les risques*, AG4670, Techniques de l'ingénieur, Octobre, 2001.
- [93] Moubray J., *Reliability Centered Maintenance*, New York, Industrial Press, 2nd edition, 1997.
- [94] Moussa F., Kolski C. and Riahi M., *Analyse des dysfonctionnements des systèmes complexes en amont de la conception des IHM, apport, difficultés et études de cas*, *Revue d'Interaction Homme Machine (RIHM)*, Vol.7, n°2, pp. 79-111, 2006.

- [95] Muller A., *Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus*, Thèse de doctorat, Université de Nancy I, 2005.
- [96] Muller A., Crespo Marquez A. and Iung B., *On the concept of e-maintenance: Review and current research*, Reliability Engineering and System Safety 93, pp. 1165-1187, 2008.
- [97] Muth E.J., *An optimal decision rule for repair versus replacement*, IEEE Trans. on Reliability, R-26, pp. 179-181, 1997.
- [98] Nakajima S., *Introduction To TPM: Total Productive Maintenance*, Productivity Press, 1995.
- [99] NASA., *Reliability Centered Maintenance Guide for Facilities and Collateral Equipment*, February, 2000.
- [100] Pacaut P., Le Bourdais C. and Laplante B., *Dynamique et déterminants de la participation des femmes au marché du travail après la naissance d'un enfant au Canada*, Cahiers québécois de démographie, Vol.36, n°2, pp. 249-279, 2007.
- [101] Phelps R.I., *Replacement policies under minimal repair*, J. Opl. Res. Soc., 32, pp. 549-554, 1981.
- [102] Rabiner L.R., *A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition*, Proceeding of the IEEE, vol. 77, pp. 257-286, 1989.
- [103] Rasovska I., *Contribution à une méthodologie de capitalisation des connaissances basée sur le raisonnement à partir de cas : Application au diagnostic dans une plateforme d'e-maintenance*, Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté, 2006.
- [104] Rausand M. and Hoyland A., *System Reliability Theory-Models, Statistical Methods, and Applications*, Wiley, second edition, 2004.
- [105] Retour D., Bouche M. and Plauchu V., *Où va la maintenance industrielle ?*, Problèmes Économiques No. 2.159, pp. 7-13, 1990.
- [106] Rinehart N., *Rethink your Control valve maintenance*, Chemical Processing, March, 2006.

- [107] Roblès B., Avila M., Duculty F., Vignat P. and Kratz F., *Evaluation de la pertinence des paramètres stochastiques sur des Modèles de Markov Cachés*, 16^{ème} colloque national - CNRIUT, Angers, 2010.
- [108] Savsar M., *Effects of maintenance policies on the productivity of flexible manufacturing cells*, Omega, 34 (3), pp. 274–282, 2006.
- [109] Schalapbach A. and Bunke H., *Using HMM-based recognizers for writer identification and verification*, Workshop on frontiers in Handwriting Recognition, Proc. 9th Int, pp. 167-172, 2004.
- [110] Sector., *Etude sur l'expérimentation d'outils d'évaluation de risques industriels (Synthèse)*, Etude pour la direction de l'hospitalisation et de l'organisation des soins, Décembre, 2005.
- [111] Sericola B., *Processus de Markov pour la sûreté de fonctionnement et la qualité de service*, Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Rennes 1 : Institut de Formation Supérieure en Informatique et en Communication, 1998.
- [112] Shewhart W. A. and Deming W.E., *Statistical method from the viewpoint of quality control*, Mineola, New York USA: Dover Publications, Inc.; 1939, 1986.
- [113] Shewhart W.A. and Deming W.E., *Statistical method from the viewpoint of quality control*, Mineola, New York USA: Dover Publications, 1939, republished 1986.
- [114] Shimon Y., *Design of effective e-Work: review of models, tools, and emerging challenges* Production Planning and Control, Vol.14, n°8, pp. 681-703, 2003.
- [115] Signoret J.P., *Analyse des risques des systèmes dynamiques : approche markovienne*, SE4071, Techniques de l'ingénieur, Octobre, 2005.
- [116] Simeu-Abazi Z. and Sassine C., *Maintenance integration in manufacturing systems by using stochastic Petri nets*, International Journal of Production Research, 37, pp. 3927-3940, 1999.
- [117] Slimane M., Brouard T., Venturini G. and Asseli de Beauville J.P., *Apprentissage non supervisé d'images par hybridation génétique d'une Chaîne de Markov Cachée*, Traitement du Signal, vol.16, n°6, pp. 461-475, 1999.
- [118] SMMART., *System for mobile maintenance accessible in real time*, FP6 Integrated Project IP 16726 of the European Commission, 6th Framework programme for Research and Technological Development, 2005-2008.

- [119] Soro I-W., Nourelfath M. and Aït-Kadi D., *Performance Evaluation of multi-state degraded systems with minimal repairs and imperfect maintenance*, Reliability Engineering and System Safety, pp. 65-69, 2010.
- [120] St-Marseille M. and Lapointe J.B., *La gestion des équipements vers l'entretien préventif*, Association paritaire pour la santé et la sécurité du travail Secteur fabrication de produits en métal et de produits électriques, Bibliothèque nationale du Québec, 1997.
- [121] Sugawara K., Nishimura M. and Kuroda A., *Speaker adaptative for a hidden Markov model*, IEEE-IECEJ-ICASSP, pp. 2667-2670, 1986.
- [122] Tahan A., Valderrama C. and Duran H., *TPM - Total Productive Maintenance, Manuel, 1^{ère} Edition*, 1998.
- [123] Talon A., Boissier D. and Peyras L., *Analyse de risques : Identification et estimation : Démarches d'analyse de risques - Méthodes qualitatives d'analyse de risques*, <http://webdav-noauth.unit-c.fr>, Mars, 2009.
- [124] Tarondeau J.C. and Lorino P., *De la stratégie aux processus stratégiques*, Revue Française de la gestion, n°117, pp. 5-17, 1998.
- [125] Thalasa, <http://blog.france3.fr/equipe-thalassa/index.php/tag/bp>.
- [126] Thietart R.A. and Martinet A.C., *Stratégies : actualité et futurs de la recherche*, Edition Vuibert / FNEGE, Paris, 2001.
- [127] Thomas E., *Contribution à la prise de décision dynamique en maintenance prévisionnelle par formalisation d'un principe d'opportunité*, Thèse de doctorat, Université de Nancy, 2009.
- [128] Thomas E., Levrat E., Iung B. and Monnin M., *'Odds algorithm'-based opportunity triggered preventive maintenance with production policy*, 6th IFAC Symposium Safeprocess'06, China, pp. 835-840, 2006.
- [129] Timothy H., *Reliability Centered Maintenance (RCM) and MAXIMO, An MRO Software White Paper, Version 3.0, January*, 2004.
- [130] Valdez-Florez C. and Feldman R.M., *A survey of preventive maintenance models for stochastically deteriorating single-unit systems*, Naval Research Logistics, 36, pp. 419-446, 1989.

- [131] Vergin R.C. and Scriabin M., *Maintenance scheduling for multicomponent equipment*, AIIE Transactions 9, pp. 297–305, 1979.
- [132] Villemeur A., *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels*, Direction des études et recherches d'Electricité de France, Eyrolles, 1^{ère} édition, 1997.
- [133] Villemeur A., *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : Fiabilité, Facteurs humains et Informatisation*, Collection EdF- Edition EYROLLES, 1988.
- [134] Viterbi A.J., *Error bounds for convolutional codes and asymptotically optimum decoding algorithm*, IEEE Trans. on Information Theory, 13, pp. 260-269, 1967.
- [135] Vrignat P., *Réseaux Locaux Industriels / Cours et Travaux Pratiques*, Gaëtan MORIN Editeur Europe, 1999.
- [136] Vrignat P., Avila M., Duculty F. and Kratz F., *Conventional approaches to the modelling of a dysfunctional process in the context of maintenance activity*, *Electrotechnical Conference, The 14th IEEE Mediterranean, IEEE MELECON*, t1-sf0008, 2008.
- [137] Vrignat P., Avila M., Duculty F. and Kratz F., *Modélisation des dysfonctionnements d'un système dans le cadre d'activités de maintenance*, *Congrès de Maîtrise des Risques et de Sûreté de Fonctionnement, λμ 16*, Communication 4A-1, Avignon, 2008.
- [138] Vrignat P., Begot S., Duculty F. and Avila M., *Une nouvelle approche de la maintenance "on line" : un cas d'école*, Colloque sur l'Enseignement des Technologies et des Sciences de l'Information et des Systèmes (CETSIS), 2008.
- [139] Wang H., *A survey of maintenance policies of deteriorating systems*, European Journal of Operational Research, pp. 469–489, 2002.
- [140] Weber P. and Jouffe L., *Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN)*, Reliability Engineering & System Safety, 91(2), pp. 149-162, 2006.
- [141] Weibull W., *A statistical theory of the strength of material*, Proc. Roy. Swedish Inst. Eng. Res. 151:1, 1939.
- [142] Welte T., *Deterioration and Maintenance Models for Components in Hydropower Plants*, Ph D thesis, Norwegian University of Science and Technology, Department of Productions and Quality Engineering, 2008.

- [143] Zemouri M.R., *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance*, Thèse de doctorat, UFR des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté, 2003.
- [144] Zille V., *Modélisation et évaluation des stratégies de maintenance complexes sur des systèmes multi-composants*, Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Troyes, Institut Charles Delaunay, Département Management de Risques Industriels de la division R&D d'EDF, 2009.
- [145] Zille V., *Modélisation et Simulation des Stratégies de Maintenance sur des Systèmes Multi-Composants*, Institut pour la Maîtrise des Risques, 3 mars, 2009.
- [146] Zille V., Bérenguer C., Grall A. and Despujols A., *Modelling and performance assessment of complex maintenance programs for multi-component systems*, In ESREDA 32nd Seminar proceedings, Alghero, Mai, 2007.
- [147] Zwingelstein G., *Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes industriels*, Editions HERMES, 1995.
- [148] Zwingelstein G., *La Maintenance basée sur la fiabilité - Guide pratique d'application de la RCM*, Editions HERMES, 1996.
- [149] Zwingelstein G., *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels complexes*, S8250, Techniques de l'ingénieur, Septembre, 1999.

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Les trois étapes du diagnostic	12
Figure 2 : Organisation possible d'une multinationale dans le secteur industriel.....	15
Figure 3 : Couche visible et couche cachée (états du processus ou du système).....	16
Figure 4 : Objectif des travaux initiés	17
Figure 5 : Principe d'organisation du processus continu étudié.....	18
Figure 6 : Situation du processus parmi d'autres processus identiques	19
Figure 7 : Schématisation d'une presse basse pression.....	20
Figure 8 : Création d'un dispositif d'aide à la décision dans le cadre d'une politique de maintenance préventive intégrant une démarche TPM	21
Figure 9 : Le contenu de la fonction maintenance	25
Figure 10 : Décomposition fonctionnelle de la maintenance	26
Figure 11 : Evolution de la maintenance depuis 1940	27
Figure 12 : Exemple de politiques de maintenance.....	29
Figure 13 : Processus de déroulement d'une maintenance corrective sur un système ou un équipement	31
Figure 14 : Le budget variable en maintenance – Cockerill-Sambre	34
Figure 15 : Suivi de l'évolution du défaut par la surveillance prédictive [120].....	35
Figure 16 : Exemple d'une application complète M2M	36
Figure 17 : Approche du concept RCM	37
Figure 18 : Mise en place d'une boucle d'amélioration et d'un retour d'expérience [41]...	38
Figure 19 : Différentes étapes programmées dans le concept RCM	38
Figure 20 : Fonction d'intensité pour une maintenance ABAO et AGAN [13].....	44
Figure 21 : Les trois emplois types de la maintenance industrielle.....	47
Figure 22 : La maintenance préventive sur la balance comptable.....	48
Figure 23 : Modèle markovien	54
Figure 24 : Exemple de graphe de Markov [115]	54
Figure 25 : Diagramme des modèles markoviens [71].....	56
Figure 26 : Graphe et matrice de Markov	57

Figure 27 : Graphe d'états d'une chaîne de Markov cachée complète. (a) chaîne à topologie « totale » (N = 3) et (b) chaîne à topologie gauche-droite (N = 4)	60
Figure 28 : Modélisation « du langage du surfeur »	61
Figure 29 : Connaissances médicales sur les maladies pulmonaires [44]	62
Figure 30 : Exemple d'un RdP stochastique	64
Figure 31 : RdP modélisant une procédure de démarrage d'un groupe électrogène suite à une panne secteur	64
Figure 32 : Deux modèles en concurrence [145]	66
Figure 33 : Relations entre profil d'exploitation et comportement des matériels d'un système ou d'un processus maintenu [144]	71
Figure 34 : La fonction densité de durée de vie	71
Figure 35 : Courbe « en baignoire » décomposée que l'on retrouve dans la loi de Weibull [122]	73
Figure 36 : Données complètes et censurées [13]	74
Figure 37 : Répartition des pannes, mesures de tendance, de dispersion et d'emplacement (peseuse M2)	80
Figure 38 : Fonction de survie par l'estimateur de Kaplan-Meier (peseuse M2)	81
Figure 39 : Fonction de survie par le modèle de Cox (peseuse M2)	83
Figure 40 : Répartition des pannes, mesures de tendance, de dispersion et d'emplacement	86
Figure 41 : Fonction de survie par l'estimateur de Kaplan-Meier (BP 101)	87
Figure 42 : Fonction de survie par le modèle de Cox (BP 101)	89
Figure 43 : Modèles de Kaplan-Meier et Cox associés aux deux états d'un système	91
Figure 44 : Relations de dépendance entre les variables aléatoires d'un MMC [10]	94
Figure 45 : Méthodes adoptées pour les différents tests	100
Figure 46 : Modélisation de la détérioration par un processus semi-markovien à états discrets [142]	101
Figure 47 : Modèles retenus pour les différents tests	102
Figure 48 : Séquence de symboles observés et séquence d'états cachés respectant le critère d'insertions de symboles	104

Figure 49 : Présentation du choix de codification symbolique des différentes occurrences d'observations (peseuse M2).....	104
Figure 50 : Procédure adoptée pour les tests	105
Figure 51 : Résultats d'un test dépendant du Modèle 1	109
Figure 52 : Résultats d'un autre test dépendant du Modèle 1	109
Figure 53 : Résultats d'un test dépendant du Modèle 2	112
Figure 54 : Séquence de symboles observés et séquence d'états cachés respectant le critère d'insertions de symboles	117
Figure 55 : Présentation du choix de codification symbolique des différentes occurrences d'observations (BP 101).....	118
Figure 56 : Procédure adoptée pour les tests	118
Figure 57 : Résultats d'un test dépendant du Modèle 2	120
Figure 58 : Autre résultat d'un test dépendant du Modèle 2	121
Figure 59 : Probabilité de détecter l'arrivée de la panne sur différents tests (peseuse M2)	125
Figure 60 : Probabilité de détecter l'arrivée de la panne sur différents tests (BP 101)....	127
Figure 61 : Kaplan-Meier et Cox comparés à notre approche MMC.....	128
Figure 62 : Représentation de $f(t)$ pour la loi normale	158
Figure 63 : Représentation de $f(t)$ pour la loi Log - normale	159
Figure 64 : Exemple de courbe en baignoire pour différentes valeurs de β	160

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Exemple de tableau de bord d'objectifs de fabrication.....	14
Tableau 2 : Exemple de consignation des activités opérationnelles en maintenance sur la peseuse M2	18
Tableau 3 : Exemple de tableau administré par les opérateurs sur la base de données (BP 101).....	21
Tableau 4 : Etude comparative sur l'emploi des différentes méthodes d'entretien aux Etats-Unis [106]	39
Tableau 5 : Avantages, inconvénients, utilisation courante des différentes méthodes	68
Tableau 6 : Relations en $F(t)$, $R(t)$, $f(t)$ et $\lambda(t)$	72
Tableau 7 : Activités de maintenance recensées par le service maintenance.....	79
Tableau 8 : Bilan des informations relatives aux activités de maintenance dans la base de données (peseuse M2)	79
Tableau 9 : Table de Kaplan-Meier pour les années 2005 et 2006 (peseuse M2).....	81
Tableau 10 : Coefficients de régression du modèle à risques proportionnels de Cox (peseuse M2)	82
Tableau 11 : Probabilité d'être en panne (peseuse M2)	84
Tableau 12 : Détail des activités dans le cadre d'une démarche TPM (BP 101)	85
Tableau 13 : Bilan des informations relatives aux activités de maintenance et TPM dans la base de données (BP 101).....	85
Tableau 14 : Table de Kaplan-Meier pour les 4 ^{ets} mois 2008 (BP 101).....	87
Tableau 15 : Coefficients de régression du modèle à risques proportionnels de Cox (BP 101).....	88
Tableau 16 : Probabilité d'être en panne (BP 101)	89
Tableau 17 : Déclaration des entêtes	105
Tableau 18 : Résultat idéal !	106
Tableau 19 : Modalité de lecture du tableau	106
Tableau 20 : Tests Modèle 1 sur la période 1 ^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symboles.....	108

Tableau 21 : Tests Modèle 2 sur la période 1 ^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symboles.....	111
Tableau 22 : Tests Modèle 3 sur la période 1 ^{er} trimestre 2007 avec insertion journalière de symboles.....	113
Tableau 23 : Tests Modèle 2 sur la période 1 ^{er} trimestre 2007 avec insertions de symboles à 6 heures.....	115
Tableau 24 : Résultats sur la séquence n°xxx à partir des deux types d'insertions ((a) : insertion journalière, (b) : insertions à 6 heures).....	116
Tableau 25 : Prédiction de panne : Variables Forward avec lissage (peseuse M2)	116
Tableau 26 : Tests Modèle 2 sur la période mai – juin 2008 avec insertions de symboles à 8 heures.....	119
Tableau 27 : Tests Modèle 3 sur la période mai – juin 2008 avec insertions de symboles à 8 heures.....	121
Tableau 28 : Tests Modèle 2 sur la période mai – juin 2008 avec insertions de symboles à 2 heures.....	122
Tableau 29 : Résultats sur la séquence n°xx à partir des deux types d'insertions ((a) : insertions à 8 heures, (b) : insertions à 2 heures)	123
Tableau 30 : Prédiction de panne : Variables Forward avec lissage (BP 101).....	124
Tableau 31 : Estimation du niveau de dégradation du système avec les deux approches (Peseuse M2)	124
Tableau 32 : Estimation du niveau de dégradation du système avec les deux approches (BP 101).....	126

ANNEXE 1

A.1.1 Principales lois de probabilité utilisées en fiabilité

A.1.1.2 La loi exponentielle

Cette loi a de nombreuses applications dans plusieurs domaines. C'est une loi simple, très utilisée en fiabilité dont le taux de défaillance λ est constant. Elle décrit la vie des matériels qui subissent des défaillances brutales. La densité de probabilité d'une loi exponentielle de paramètre λ s'écrit :

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (26)$$

La fonction fiabilité s'écrit :

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad (27)$$

A.1.1.3 La loi normale (Laplace - Gauss)

Cette loi est très répandue parmi les lois de probabilité car elle s'applique à de nombreux phénomènes (Figure 62). En fiabilité, la distribution normale est utilisée pour représenter la distribution des durées de vie de dispositifs en fin de vie (usure) car le taux de défaillance est toujours croissant. La densité de probabilité d'une loi normale de moyenne μ et d'écart-type σ s'écrit :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (28)$$

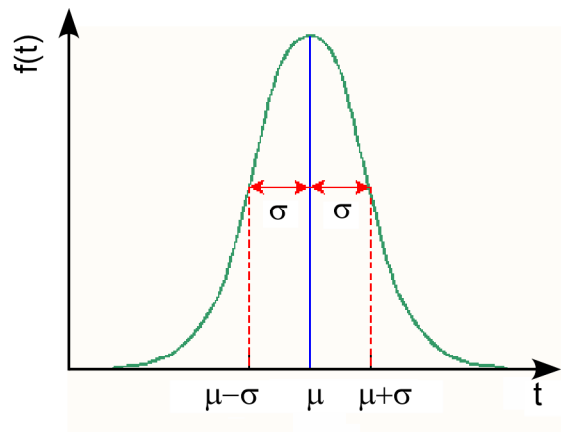


Figure 62 : Représentation de $f(t)$ pour la loi normale

La fonction de répartition s'écrit :

$$F(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (29)$$

La fiabilité est donnée par : $R(t) = 1 - \Phi((t - \mu)/\sigma)$ où Φ est la fonction de répartition de la loi normale centrée ($\mu = 0$) réduite ($\sigma = 1$) :

$$\Phi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{u^2}{2}} du \quad (30)$$

A.1.1.4 La loi Log - normale (ou de Galton)

Une variable aléatoire continue et positive T est distribuée selon une loi log-normale si son logarithme népérien est distribué suivant une loi normale. Cette distribution est largement utilisée pour modéliser des données de vie, en particulier les défaillances par fatigue en mécanique (Figure 63). La densité de probabilité d'une loi log-normale de paramètres positifs μ et σ s'écrit :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\log(t) - \mu}{\sigma} \right)^2} \text{ avec } t > 0 \quad (31)$$

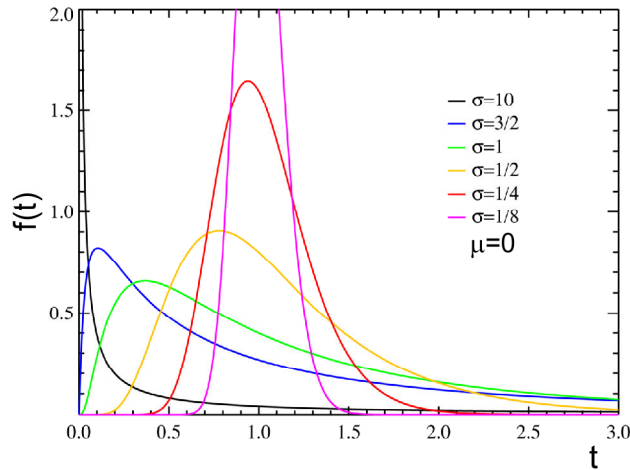


Figure 63 : Représentation de $f(t)$ pour la loi Log - normale

La fonction fiabilité s'écrit :

$$R(t) = 1 - \Phi \left(\frac{\log(t) - \mu}{\sigma} \right) \quad (32)$$

Φ : fonction de répartition de la loi normale réduite

A.1.1.5 La loi de Weibull

Pour des composants mécaniques ou électroniques, on utilise classiquement des lois dont le taux de défaillance est une fonction « *puissance* » du temps : elles représentent très bien la réalité. On obtient alors une classe de lois de défaillance : les lois de Weibull [141, 8]. La loi de Weibull caractérise le comportement du système dans les trois phases de vie : période de jeunesse, période de vie utile et période d'usure ou vieillissement. Dans sa forme la plus générale, la distribution de Weibull dépend des trois paramètres suivants : β , η et γ .

La densité de probabilité d'une loi de Weibull a pour expression :

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^\beta} \text{ avec } t \geq \gamma \quad (33)$$

où : β est le paramètre de forme ($\beta > 0$) ; η est le paramètre d'échelle ($\eta > 0$) ; γ est le paramètre de position ($\gamma \geq 0$).

La fonction fiabilité s'écrit :

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^\beta} \quad (34)$$

Le taux de défaillance s'écrit :

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (35)$$

Suivant les valeurs de β , le taux de défaillance est soit décroissant ($\beta < 1$) soit constant ($\beta = 1$), soit croissant ($\beta > 1$). *La distribution de Weibull permet donc de représenter les trois périodes, de la vie d'un dispositif, décrites par la courbe en baignoire* (Figure 64).

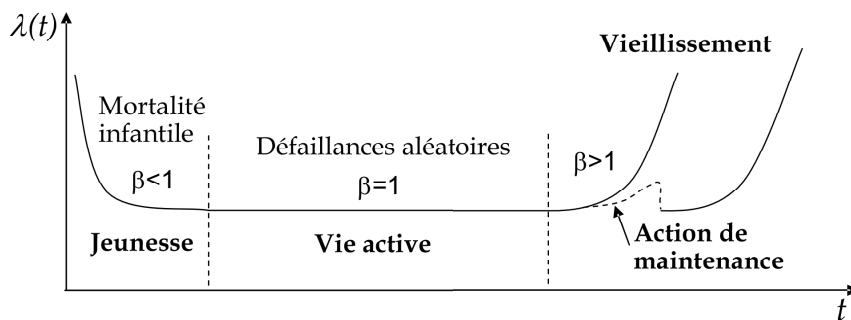


Figure 64 : Exemple de courbe en baignoire pour différentes valeurs de β

Bertholon [21] a développé un modèle qui permet de mieux traiter ce phénomène de vieillissement. Il a établi un modèle à risque concurrent composé d'une loi exponentielle qui représente les pannes accidentelles et d'une loi de Weibull décalée qui représente le vieillissement.

Pascal VRIGNAT

Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne

Résumé : Les stratégies de maintenance et leurs évaluations demeurent une préoccupation particulièrement forte au sein des entreprises aujourd'hui. Les enjeux socio-économiques dépendant de la compétitivité de chacune d'entre elles sont de plus en plus étroitement liés à l'activité et à la qualité des interventions de maintenance. Une suite d'évènements particuliers peut, éventuellement, informer l'expert d'une panne prochaine. Notre étude tente d'appréhender « *cette signature* » à l'aide d'un modèle de Markov caché. Nous proposons à l'expert deux stratégies sur l'estimation du niveau de dégradation du système maintenu. La première stratégie consiste à utiliser des lois de dégradation non paramétrique et semi-paramétrique. La deuxième stratégie consiste à utiliser une approche markovienne. Toutes les propositions sont illustrées sur deux études de cas correspondant à deux situations réelles de travail (système continu dans la fabrication de pain et produits moulés en alliages d'aluminium dans le cadre d'un processus discontinu).

Mots clés : diagnostic, gestion de maintenance, évaluation, lois de dégradation, modèle de Markov caché.

Generating indicators of maintenance by a semiparametric approach and a Markovian approach

Summary: Today, maintenance strategies and their analyses remain a worrying problem for companies. Socio economic stakes depending on competitiveness of each strategy are even more linked to activity and quality of maintenance interventions. A series of specific events can eventually warn the expert of an imminent breakdown. Our study aims at understanding this "signature" thanks to an hidden Markov model. On that purpose, two strategies on damage level estimation of maintained system are proposed to expert. The first one consists in using of non parametric and semi parametric degradation laws. The second one consists in using of an markovian approach. All proposals are illustrated on two case studies corresponding to two real industrial situations (continuous system for food processing and moulded products in aluminum alloys in an discontinuous process).

Keywords: diagnosis, maintenance management, assessment, degradation laws, Hidden Markov Model



INSTITUT PRISME
EQUIPE : Modélisation, Commande
et Diagnostic des Systèmes

IUT de l'Indre – site de Châteauroux
2 Avenue François Mitterrand
36000 Châteauroux

